



CFA Institute

## T型团队

投资机构如何建立适合人工智能和  
大数据时代的组织架构



CFA Institute 是一个拥有超过 17.1 万名投资专业人士的全球社区，致力于打造投资者利益至上、市场发挥最佳功能、经济蓬勃发展的环境。在中国大陆，CFA Institute 仅接受 CFA<sup>®</sup> 持证人。

© 2022 CFA Institute。保留所有权利。

未经版权所有者许可，不得以任何形式或任何方式（电子或机械）复制或传播本出版物的任何部分，包括影印、录制或任何信息存储和检索系统。如欲申请复制作品的任何部分，请发送邮件至：Copyright Permissions, CFA Institute, 915 East High Street, Charlottesville, Virginia 22902。CFA<sup>®</sup> 和 Chartered Financial Analyst<sup>®</sup> 是特许金融分析师协会拥有的注册商标。要查看 CFA Institute 商标列表和 CFA Institute 商标使用指南，请访问我们的网站 [www.cfainstitute.org](http://www.cfainstitute.org)。

CFA Institute 不提供投资、金融、税务、法律或其他建议。本报告仅供参考之用，不打算提供亦不得据此提供投资、金融、税务、法律或其他建议。CFA Institute 对报告中可能引用的网站内容和信息资源概不负责。对这些网站或资源的引用并不构成 CFA Institute 对其中所包含信息的认可。除非另有明确说明，本报告中所表达的意见、建议、研究结果、解释和结论均为各报告贡献者的意见，并不一定代表 CFA Institute 的观点。本文包含公司的例子并不以任何方式构成 CFA Institute 对这些组织的认可。尽管本协会已努力确保本文所载信息来自可靠和最新的来源，但统计数据、法律、规则和法规的变化可能导致本文所载信息的延误、遗漏或不准确。

照片来自于：Getty Images / Cultura / Monty Rakusen

# T 型团队

## 投资机构如何建立适合人工智能和大数据时代的组织架构

### 目录

执行概要 .....	1
引言 .....	2
<b>第 1 章:T 型团队与在投资过程中引入人工智能和大数据 .....</b>	<b>4</b>
从 T 型技能到 T 型团队 .....	4
创新职能:T 型团队中的“T” .....	5
投资职能:未来的巴菲特们需要掌握 Python 吗? .....	8
技术职能:在哪里找到这些人才,他们需要掌握贴现现金流 (DCF) 估值法吗? .....	9
同地办公、迭代和定期评审:促进投资和技术职能部门之间的沟通 .....	10
团队与职能和支持业务流程 .....	11
<b>第 2 章:人工智能和大数据应用之旅的早期阶段 .....</b>	<b>13</b>
早期金融机构的人工智能和大数据之旅有哪些特点? .....	13
高管支持 .....	13
整体战略 .....	13
组织结构 .....	14
初创公司应关注什么? .....	14
打造 T 型团队 .....	14
设置相关流程 .....	14
发现机会和实现速赢 .....	14
案例研究:大华银行资产管理公司的 T 型团队发挥效用 .....	15
背景 .....	15
投资理念 .....	15
人工智能/机器学习和大数据团队的角色和职责范围 .....	15
人工智能/机器学习工作流的建立和运用 .....	17
案例中的案例:多信号预测分析项目 .....	18
金融科技公司的参与 .....	19
在大华银行资产管理公司提供学习环境 .....	20
主要经验总结 .....	20

<b>第 3 章:人工智能和大数据应用之旅的中期阶段</b> .....	<b>22</b>
中期阶段金融机构人工智能和大数据之旅的主要特点是什么? .....	22
中期阶段公司应关注什么? .....	22
团队建设 .....	22
打磨流程 .....	22
穿插多个项目 .....	22
集中还是不集中? .....	23
案例研究:NN Investment Partners 和 T 型团队 .....	23
公司背景 .....	23
投资理念 .....	23
组织框架 .....	24
创新团队 .....	25
角色和责任 .....	26
创新流程 .....	27
门径管理流程 .....	28
对创新流程的影响:加强现有流程 .....	28
对创新流程的影响:探索新兴技术和实验 .....	29
<b>第 4 章:人工智能和大数据应用之旅的高级阶段</b> .....	<b>30</b>
高级阶段金融机构的人工智能和大数据之旅的主要特点是什么? .....	30
高级阶段公司应关注什么? .....	30
案例研究:英仕曼集团的 T 型团队 .....	30
引言 .....	31
英仕曼 AHL .....	31
英仕曼 GLG .....	35
英仕曼数据科学团队和其他集中资源 .....	36
主要经验总结 .....	38
<b>参考资料</b> .....	<b>39</b>
<b>鸣谢</b> .....	<b>40</b>



## 执行概要

- 投资行业越来越认识到人工智能 (AI) 和大数据技术的好处。成本、人才和技术是人工智能应用面临的重大障碍，见到成效之前所需的时间也是如此。但成功最关键的因素或许是领导层的愿景，包括高层领导为实现变革所实施的支持性的组织架构和企业文化。
  - 高管人员必须制定并实施一项全面战略，将人工智能和大数据引入其业务运营。在这个过程中，高管人员需要打造一个由投资、技术和创新三个职能部门组成的 T 型团队。
  - “T” 包涵三层意义 (1) 从 T 型技能到 T 型团队的转变，因为人工智能在金融机构的应用极为复杂，远非个人凭一己之力能够应对；(2) 投资技能和技术技能彼此“正交”，因此它们需要 (3) 投资和技术职能交叉的创新职能，以弥合沟通差距并有效利用组织能力来改善投资流程和结果。
  - T 型团队的角色在人工智能和大数据采用的早期、中期和高级阶段都有所演变。我们在每个阶段都包括了一个案例研究，以说明金融机构面临的关键问题及其解决方案。这些也显示了 T 型团队作为企业成功融合人工智能和大数据的关键组织特征在现实世界的应用和实用性。
  - T 型团队并不是一个“一刀切”的概念。相反，我们希望企业开发自己的 T 型团队结构和流程，以最大限度迎合其需求和能力，尤其是当其接近中高级阶段时。
  - 无论人工智能和大数据的应用处于哪个阶段，本文都将为投资行业领导者阐明他们如何通过领导力和创新，在人工智能和大数据融入投资行业之际走上成功之路。
- 高管人员必须制定并实施一项全面战略，将人工智能和大数据引入其和业务运营。在这个过程中，高管需要建立一个 T 型团队。**

# 引言

全球金融机构都急切希望拥抱人工智能和大数据技术。应用人工智能的成本、人才和技术障碍不应被低估，我们认为领导层愿景是启动这一过程的最重要因素。在这个阶段，高管人员必须发挥带头作用，成为人工智能和数据科学的倡导者：只有他们才能确保组织制定并实施全面的人工智能战略。

在这个过程中，高管人员需要组建我们所谓的 T 型团队（尤其是它的技术和创新职能），为团队配备合适的人才，为他们的项目分配足够的资源，并确保企业中高层以及业务和技术主管的协调和支持。

一旦团队就位，关键的挑战就变成了如何将投资职能与技术职能有效地连接，以便组织能够将其资源投向最好的项目，即那些可以在投入最少的资源和时间的情况下，交付最大可衡量结果的项目。这一挑战贯穿于人工智能应用的所有三个阶段，因此需要创新职能来确保团队能够有效协作。

在本报告的第一章中，我们在《未来的投资专业人士》和《投资管理界的 AI 先行者》的讨论基础上，详细解释了 T 型团队的概念和相关流程。<sup>1,2</sup>

我们使用“T 型团队”一词专指这种特定的团队结构（包括投资、技术和创新职能）以及金融机构在应用人工智能和大数据技术时所使用的流程。

T 包涵三层意义（1）从 T 型技能到 T 型团队的转变，因为人工智能在金融机构的应用极其复杂，

远非个人凭一己之力能够应对；（2）投资技能和技术技能彼此“正交”，因此需要（3）投资和技术职能交叉的创新职能。

对创新职能的明显需求，在一定程度上是由于人工智能和数据科学已经成为科学调查的主要学科。相关人员需要多年的教育（可能需要 10-15 个本科至硕士水平的课程）和工作经验才能做出实质性的贡献，并具备领导金融机构的人工智能和大数据应用项目的能力。

这意味着，我们不能指望大多数投资（技术）专业人员对技术（投资）有足够的了解，从而成为技术（投资）职能的核心成员或领导者。

就算是在一个员工流失率低、员工坚持不懈、培训有效且员工相互协作的工作环境下，培训项目仍需数年才能见效。

因此我们需要 T 型团队。

在第 2 章到第 4 章中，我们继续讨论 T 型团队在人工智能和大数据采用的早期、中期和高级阶段的演变。其中还包括三个真实的案例（每个阶段一个），我们分享了三家大中型全球 / 区域资产性管理公司的 T 型团队在其人工智能和大数据应用过程中的实践经验。

通过这三个阶段，我们可以看到技术、投资和创新职能之间的相对负担是如何随时间推移而变化的。

在早期阶段，关键是找到一个可以向投资职能展示人工智能和数据科学工具的价值和能力的项目。毕竟，这项技术是形成性的，投资人员自然会对人工智能的有效性产生怀疑，也会对这项技术对其职业生涯可能造成的影响感到焦虑。

---

**在应用人工智能方面，我们认为领导层愿景是启动这一过程的最重要因素。**

---

<sup>1</sup> 参见 CFA Institute (2019b)。

<sup>2</sup> 参见 CFA Institute (2019a)。

这给技术部门的人员带来了压力，需要他们甄别有信心能在合理的时间内收到成效的项目。理想情况下，项目不需要投资职能部门投入太多，但可以帮助投资者提高回报。创新职能部门需要能够评估技术职能部门所提议的项目是否符合该标准，特别是项目是否能够为投资职能部门提供有意义的结果。理想的项目通常是那些提供分析支持和个股监控的项目。

若技术职能成功地实现了第一个令投资职能感到满意的人工智能和 / 或大数据应用，那么团队可以期待未来投资职能会投入更多资源。当然，有时候项目也会失败。在缺乏组织支持的金融机构中，大多数“自发”的人工智能举措在早期遭遇失败后会被永久搁置。T 型团队在这方面将发挥重要作用，将团队和组织紧密结合，继续寻找和实现下一个有前景的项目。

目前，世界上鲜有金融机构处于中期阶段。对于那些确实成功地进入中期阶段的公司，其重点可能是平衡投资和技术职能的投入。重点是创新职能领导者利用少数领域的少量初步胜利在整个组织内赢得信誉的能力。当来自投资职能部门的更多人员更加开放地向技术职能部门寻求决策支持时，例如选股和投资组合构建，那么团队将真正开始发挥其全部潜力。

一些金融机构可能需要很长时间才能达到高级阶段，我们相信达到这一阶段对组织的长期生存至关重要。在高级阶段，T 型团队最终将能够

充分发挥其潜力，投资和技术职能部门将更好地相互理解，公开分享意见，并根据需要更频繁沟通。在这个理想阶段，投资职能会变得更加有效；因此，我们可以说，相对而言，在这个阶段成功的重任更多地落在了投资专业人士身上。

我们希望，我们所描述的可能场景对投资管理人来说是一个重要启示。技术将在我们的业务中发挥更重要的作用，数据科学职能将成为投资团队的永久组成部分。然而，从长远来看，那些拥抱技术变革的机构更有可能成为行业赢家，而无需担心其生存能力。

**但从长远来看，那些拥抱技术变革的机构更有可能成为行业赢家，而无需担心其生存能力。**

本文旨在采用一种“操作菜单”的风格，我们认为这对投资机构 and 希望打造自身 T 型团队的行业领袖来说最为有益。

最近的一些行业调查和研究报告揭示了更多支持 T 型团队概念的证据。我们在第 1 章中引

用了这些研究发现。我们与世界各地投资专业人士的对话也为这项工作提供了动力。我们希望这将有助于加快该行业在日常运营中应用人工智能和大数据的举措，并帮助投资专业人士预判行业发展趋势，从而做好相应的准备。

我们欢迎读者对您的经历给予反馈。请将您的意见和观点通过电邮发送给作者 [larry.cao@cfainstitute.org](mailto:larry.cao@cfainstitute.org) 或我们的团队 [research.requests@cfainstitute.org](mailto:research.requests@cfainstitute.org)。

# 第 1 章：T 型团队与在投资过程中引入人工智能和大数据

人工智能是投资行业的“必需品”。这一前景在投资界越来越明显。随着越来越多的证据表明人工智能可以有效帮助投资专业人士的日常工作，现在的关注点已从建立对人工智能和大数据的信心，转移到成功应用这些技术。

让人工智能和大数据应用成为现实的挑战依然存在。我们的数据显示，投资公司在将人工智能和大数据引入运营方面的成功可谓喜忧参半。<sup>3</sup> 其他行业调查也支持我们的发现。<sup>4</sup>

我们发现，失败的经历往往与我们在之前的研究中列出的五大障碍有关，即（以要克服的困难和 / 或资源的稀缺程度排序）成本、人才、技术、领导层愿景和时间。<sup>5</sup> 成功的公司往往能够意识到人工智能和大数据的战略影响，了解其成本影响，并能够招募到合适的人才。然而，最重要的是，它们成功地解决了有关的组织问题。

这些组织成功的核心是一种我们称之为“T 型团队”的方法。<sup>6</sup>

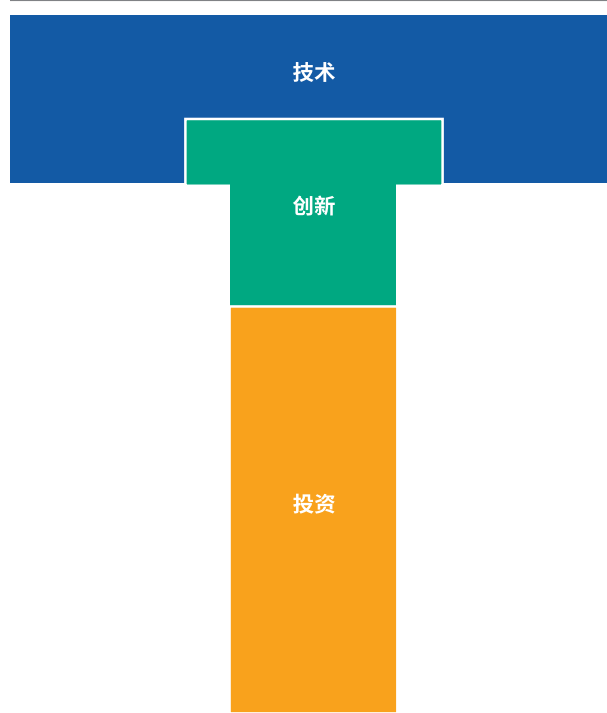
## 从 T 型技能到 T 型团队

建议投资公司采用人工智能和大数据解决方案可能会让很多人感到惊讶。原因是组织问题与我们所描述的障碍存在紧密的关系。换句话说，这些障碍中有许多是组织结构和流程不适合投资公司应用人工智能和大数据造成的。许多行业高管在过去一年里也意识到了同样的问题。<sup>7</sup>

我们将 T 型团队定义为一种特定的团队结构，可以帮助投资（或商业）组织将人工智能和大数据技术纳入其核心流程（参见图 1）。我们最初是在讨论未来投资团队的情况下使用这一概念（例如，需要什么样的新角色和技能，团队中的专业人士如何互动；参见图 2）。

T 型团队由三个职能组成。除了传统的投资职能，未来（或更恰当地说，能够适应未来的，因为“未来”或许已经到来）投资团队还将拥有技术（例如数据科学）职能和创新职能。

图 1：T 型团队



资料来源：CFA Institute (2019a)。

<sup>3</sup> 关于调查的细节以及采用人工智能和大数据的障碍，请参见 CFA Institute (2019a)。

<sup>4</sup> 以 NewVantage Partners 发布的报告《2020 年大数据和人工智能高管调查》(Big Data and AI Executive Survey 2020) 为例，该报告对全球领先公司的高管进行的调查显示，91.5% 的公司表示正在进行人工智能投资，但只有 14.6% 的公司在广泛生产过程中部署了人工智能能力 (NewVantage Partners 2020)。

<sup>5</sup> 参见 CFA Institute (2019a)。

<sup>6</sup> 有关详情，请参见 CFA Institute (2019a, 2019b)。

<sup>7</sup> 例如，根据 Goasduff (2020) 的报告，Gartner 的第五次年度首席数据官调查显示，首席数据官认为“接受变革的文化挑战”是他们取得成功所面临的最关键障碍。同样，NewVantage Partners 的大数据和人工智能高管调查（参见 Bean 2020）报告称，90% 的高管认为人员和流程问题是他们面临的主要障碍。



图 2：T 型团队的角色和职能



资料来源：CFA Institute (2019b)。

在人工智能和大数据应用的早期阶段，相关工作往往是由拥有 T 型技能的个人推动的；这些人拥有深厚的专业知识，对其他领域有广泛的理解，并有能力将两者融会贯通。<sup>8</sup> 通常，这些人要么是接受过相关数据科学培训的投资专业人士，要么是接受过数据科学培训的技术专业人士，且恰好与投资职能密切相关。早期的工作往往不是“有计划的”，而是“自发的”。

这样的实验并没有错。由于缺乏这方面的教科书或程序手册（因为这个行业中具备这种经验的专业人士数量太少，而且还处于发展阶段早期，无法形成任何真正的共识），因此创新往往是自发性的。

然而，要将人工智能和大数据能力发展成可持续的竞争优势，所需的资源和结构远远超过自发行为所能依赖的。这就是为什么成功的公司

都要建立 T 型团队来应对挑战。这些项目的复杂性通常无法由一个“向导”承担。它们需要大量在各自领域具有非常具体和深入知识的专业人士共同协作。T 型团队结构和流程正是为此目的而设计的。

## 创新职能：T 型团队中的“T”

T 型技能和 T 型团队之间的联系在于，这两种情况都有所代表的不同技能。不同之处在于，前者的技能是嵌入个人的，而后者的技能则是嵌入团队的。T 表示技能不同。<sup>9,10</sup> 其所需的技能是如此不同，因此导致了 T 型团队中的小 T：创新职能。我们用一个小 T 连接两个垂直的函数来进行说明，因为在这个函数中，公司绝对会从员工的 T 型技能中受益。创新职能也是一种职能，其核心职责是将两种主要职能衔接起来。

## 关于 T 型团队

T 型团队是项目团队。但我们认为，金融机构的人工智能和大数据整合是一个长期目标。这些项目不同于典型的短期 IT 项目。

图 1 旨在说明这三个职能之间的关系：创新职能负责将非常不同的投资和技术职能打通，形成未来的投资团队。图 1 不是传统意义上的组织机构图。

第 2 章到第 4 章中嵌入的三个案例说明了 T 型团队和职能部门之间的关系及其演变过程。若 T 型团队的目标得到正确定义，人员配置得到正确管理，各职能部门之间的界限将逐渐模糊。

<sup>8</sup> 关于 T 型技能的更多细节，参见 Hansen (2010) 对 IDEO 首席执行官 Tim Brown 的采访。

<sup>9</sup> 事实上，在线性代数中，正交向量是相互独立的，就像投资专业人士和数据科学专业人士缺乏共同的培训和经验一样。

<sup>10</sup> 另一个区别在于 T 型团队中的 T 不再仅仅意味着一个维度的深度和另一个维度的广度。

我们强调“创新”职能的重要性 (CFA Institute 2019b) 的第一个灵感来自一本名为《The Future of the Professions》(Susskind and Susskind 2015) 的好书，书中讨论了技术如何重塑法律和医疗职业。<sup>11</sup> 表 1 总结了创新职能预期将发挥的一般作用。此后，我们更加充分地认识到这一职能在与世界各地的投资专业人士对话中发挥的关键作用。

在投资公司应用人工智能和大数据的背景下，创新职能的重点是促进投资和技术职能之间的协作。思想领袖可以是内部的执行发起人，也可以是外部专家。知识工程师通常同时扮演战略规划者和项目经理的角色。创新促进者倾向于关注过程中的沟通和关系管理环节。

尽管 T 型团队框架可以应用于一般的跨职能协作，但它特别适合当前的环境（即投资公司将人工智能和大数据纳入其核心流程）。在买方机构，投资人员和营销人员之间通常的合作，就其性质而言要容易处理得多；他们中至少有许多人上过商学院，后者也提供过大致类似的课程。相比之下，投资 / 业务职能和数据科学职能之间的协作更具有挑战性，也更关键。投资

人员和程序员在技能和文化方面几乎没有共同点，因此需要更多的协调。

投资人员和 IT 部门之间合作的旧模式不太可能满足投资公司应用人工智能的目的。<sup>12</sup> 因此，我们关心的是业务分析师是否能有效地发挥创新职能的作用，因为这让人想起一个失败的旧模型。

在某些情况下，创新职能只需要发挥促进者的作用。但我们认为，创新职能员工需要承担的不仅仅是“翻译”的角色。他们的重要职责不仅包括在团队和高层项目发起人 / 项目领导之间进行沟通，还包括制定团队目标，与领导和团队协商确定人工智能和大数据应用策略。更重要的是，他们需要引导讨论应重点关注哪些合作领域，以及哪些项目应优先进行。最重要的是，他们的作用是让双方以一种有意义的方式参与讨论。简而言之，创新职能设定了整个团队的节奏，并需要对项目的整体成功负责。

对于创新职能部门的领导者来说，最理想的技能是将投资和技术对半分，这让他们能够充分抓住重点，理解这两个职能部门的思维过程，

**表 1：创新职能与三种类型的角色**

角色	一般描述
创新职能	负责打通投资与技术职能的职能部门。注重改善投资流程。
投资思维和流程创新者	思想领袖通常出现在行业的高级研究人员 / 高管中，或者在领先的研究型大学中。
知识工程师	主题专家负责确定关键的行业趋势和新兴的投资专业知识。他们专注于收集创新者的见解，并与投资专业人士分享。
创新的推动者	多面手也扮演着关系经理的角色，与利益相关者一起寻找和传播洞见。

资料来源：CFA Institute (2019a)。

<sup>11</sup> 例如，我们借用了他们的术语“知识工程师”。

<sup>12</sup> 例如，参见《Squirrel and Fredrick》(2020) 中关于这个主题的讨论。

并将自己的观点付诸实践。要让这个角色发挥作用，领导者需要在投资专业人士、数据科学家和工程师中都具备信誉度。他们还需要善于沟通，善于倾听，说话简洁，写作清晰。理想情况下，其掌握的工具包还应包括战略规划技能，这样创新领导者既了解公司的战略方向，又了解投资和技术职能方面的优缺点，并能够据此制定战略计划。

这些技能可能来自课堂培训，但对于职能部门的领导层或更高级别的人员而言，这些技能只能从经验中磨练。实际上，无论是大学还是金融机构，通常都没有为这个职位提供培训项目。这种差距使得找到合适的候选人尤其具有挑战性 - 特别是创新职能部门的第一个成员，他通常必须同时扮演三个角色，其工作重点可能是扮演协调人和知识工程师的角色。

在这个关键时刻，行业在认识创新职能（尤其是创新职能领导者）的价值方面基本上仍落后于时代。因此，业内并没有为这类职位设计专门的职业道路或培训项目。根据我们的经验，当早期采用者开始提供这样的岗位时，成功的候选人通常没有接受过专门的职位培训。公司遇到这种罕见的拥有两方面经验的专业人士更多的是出于偶然，而非必然。

在大多数业内人士还不清楚创新职能（潜在）需求的情况下，很难想象教育系统能够提供合适的候选人。这一领域的早期进入者提供的金融科技课程（例如，近年来各种行业协会提供的证书和大学提供的学位）可能并非为创新职能未来成员的需求设计的。

围绕创新人才供求的细微差别就是前述人才障碍的一个很好的例子。人才短缺的类型和形式多种多样，其原因也多种多样。这比简单地雇

佣一群拥有人工智能或数据科学学位的应届毕业生要复杂一些。

从积极的一面看，越来越多的公司正朝着正确的方向发展，尽管起点较低。许多致力于帮助客户将人工智能和大数据嵌入其业务流程的咨询公司都曾提出过一些与我们在本文中描述的创新者非常相似的角色。德勤 (Deloitte) 最近的一项调查显示，除了人工智能的构建者，早期采用者的高管也在寻找“人工智能翻译人员”，包括“负责在业务和技术人员之间架起沟通桥梁的商业领袖” (Hupfer 2020, 第 7 页)。麦肯锡 (McKinsey) 的三名商业和数据分析专家在一篇文章中提到了“一种相对较新的专家类别——分析翻译，” 麦肯锡的这些作者预计这些翻译人员将“在识别障碍方面发挥作用”，并“在技术领域的

数据工程师和科学家与商业领域的人士之间架起沟通桥梁” (Fountaine、McCarthy 和 Saleh 2019)。

请注意，这些“职位描述”仍然没有达到我们对创新职能领导者的期望。有趣的是，德勤

的调查发现，随着组织获得更多人工智能经验，高管的招聘重点已从人工智能应用早期的人工智能构建者变为可以“[弄清楚]人工智能系统的结果意味着什么，以及这些结果应如何影响业务决策和行动”的商业领袖 (Hupfer 2020, 第 8 页)。

我们相信在未来的几年里，行业将继续走向成熟并朝着正确的方向前进。从某些方面来讲，寻找称职的创新职能领导者所面临的挑战也在意料之中。毕竟，人工智能在投资领域还是一个新鲜事物。我们的教育体系和金融机构必须进行变革，才能为行业创造出足够的有能力且具有成功经验创新职能领导者。对于行业的长期成功来说，关键在于生态系统的所有组成部分都要支持这一发展。

---

**我们的教育体系和金融机构必须进行变革，才能为行业创造出足够的有能力且具有成功经验创新职能领导者。**

---

## 投资职能：未来的巴菲特们需要掌握 Python 吗？

T 型团队的投资职能与我们当前的投资部门职能基本相同。然而，在开始在投资中应用人工智能的旅程时，接受 AI + HI（人工智能 + 人类智能）理念是很重要的。投资专业人士的投资专业知识是有价值的，人工智能将帮助他们扩展视野和 / 或增强他们的能力。

英仕曼 AHL 的首席科学家 Anthony Ledford 分享了他的公司在机器学习 (ML) 领域的早期冒险。他表示他们已开始使用支持向量机 (svm) 开发多空交易信号，这是一种机器学习方法，团队最终“发现”了他们已经知道的关系！

投资组合经理和分析师需要掌握 Python 吗？<sup>13</sup>

这个问题的答案说明了 T 型技能和 T 型团队之间的根本区别。在前人工智能时代，T 型技能设置很管用，答案显然是“可以”。然而，在 T 型团队中，答案是一个更加模糊的“可能”。

原因在于，我们不相信大多数投资专业人士能够达到优秀的数据科学家或工程师的水平，即使他们选择在这方面投入大量时间。数据科学已经发展成为一门重要的学科，而不是那些来自完全不同背景的人不接受正规教育就能轻易学会的东西，更重要的是，不接受在职培训就无法获得相关经验。<sup>14</sup>

在投资领域，人工智能是一项严肃的承诺，不是在投资和数据科学领域拥有 T 型技能的专业人士所能胜任的。我们遇到过很多这样的专业人士未能成功实施人工智能项目的案例。更糟糕的是，如果他们成功推出一个测试模型，他

们可能还没有经过当今所需的严肃的同行评审，以及跨职能的测试和评审过程。

可以想见的是，这些模型特别容易失败。T 型团队结构的部分好处在于每个职能部门的专业人士都可以是专业化的，并以成为业务中的佼佼者为目标。从事模型开发的人员（特别是兼职人员）在培训和经验方面很难与之相比。该结构和流程还将确保这些模型在投入生产应用之前经过了良好的测试，并从不同的角度进行了审查。若没有经过如此严格的流程，其出现错误的空间很大。

即使专业人士是极少数既能做好投资又能做好数据科学的“奇才”之一，单凭一己之力发起这样的倡议也难以获得组织的支持。因此，当他们失败时（可能性很大），通常没有备用资源

来开发替代模型，抑或是继续推进此类项目的组织意愿。这些先驱者可能会在不经意间使其组织的人工智能之旅倒退数年，而这可能决定着公司的长期生存能力。即使他们成功了，人们也经常低估定期更新模型所需要的投入。这当然不是一

份兼职工作。

投资职能部门的优秀员工应了解 AI + HI 理念，因此必须有兴趣参与 AI 应用项目。理想情况下，他们还应对如何改善自身的投资流程以及人工智能如何提供帮助抱有强烈的好奇心。学习 Python 当然可以帮助他们与数据科学团队沟通，或者至少懂得欣赏团队所做的艰苦工作。当然，要达到数据科学专业人士的水平则是一个完全不同的问题。

像其他项目团队一样，T 型团队通常由具有不同技能水平的专业人士组成。3 到 5 门计算机科学

**在投资领域，人工智能是一项严肃的承诺，不是在投资和数据科学领域拥有 T 型技能的专业人士所能胜任的。**

<sup>13</sup> 请注意，这个讨论是在 T 型团队的背景下进行的（例如，人工智能和大数据的应用）。当然，学习 Python 还有许多其他原因，这些超出了本文的讨论范围。

<sup>14</sup> 例如，Oh 和 Maldonado (2021) 和 Eric (2020)。

和人工智能的课程可能就足以让应届毕业生成为初级数据工程师。对于一个处于职业生涯中期的投资专业人士来说，要想以类似的资历转向技术或创新部门，可能需要学习 5 到 15 门编程和人工智能课程，再加上 5 年在数据项目方面的工作经验。我们很少遇到成功转型的专业人士，尽管我们预计，随着当前这一代精通技术的应届生逐渐成为精通投资的人才，这种情况在未来几十年将有所改善。

关于人工智能如何发挥作用，投资专业人士应该知道哪些具体信息？这个问题推动了我们在投资领域人工智能和大数据应用方面的研究。投资专业人士应该知道主要的应用有哪些，以及在这些应用中使用了哪些人工智能和大数据工具。

这些培训项目可以由从事人工智能应用至少一两年的机构中有经验的工作人员教授。在线培训或远程学习也是合理的选择，如果由在投资人工智能应用项目方面具有实际经验的专业人士教授，效果会更好。我们预计商学院在不久的将来能够提供高质量的课程，并且通过与经验丰富的专业人士合作来更好地服务学生，至少在开始阶段会是如此。

## 技术职能：在哪里找到这些人才，他们需要掌握贴现现金流 (DCF) 估值法吗？

招聘数据科学家通常是投资公司踏上人工智能之旅的第一步。本报告中的英仕曼集团案例始于英仕曼 AHL 聘请了一名机器学习专家。

数据科学家的资格和经验因公司及其在人工智能方面的经验而异。在刚刚踏上人工智能之旅时，那些主要从事基本投资业务的公司可能更关心数据科学家对投资过程的理解，而不那么挑剔其科学背景。例如，大华银行资产管理公司 (UOB Asset Management) 雇佣的首批数据科

学家之一是拥有计算机科学硕士学位的特许金融分析师。

数据科学家和工程师显然在人工智能应用项目中发挥着重要作用。招聘非常适合公司整体人工智能战略的数据科学家，收效会更好。从这个意义上说，建议将 T 型团队的三种职能都落实到位，并或多或少地同时开始运作。如果有人有幸从零开始创建一家公司，那么第一批招聘的很可能就是这三位职能主管。但在现实中，投资职能可能已经存在，当公司准备开始建立其 T 型团队时，通常至少有一些基层人员已经开始在投资过程中（很可能在有限数量的产品中）应用人工智能和大数据。因此，一些技术人才已经存在于组织中。在这个关键时刻，最好的办法可能是聘请创新职能主管，由其负责以让数据科学团队的议程与公司的总体战略保持一致。

在这一领域更有经验的公司往往拥有大量来自顶尖大学的 STEM（科学、技术、工程和数学）博士。然而，比他们的学位更重要的是他们在数据项目上的工作经验，尤其是在各自行业的科技巨头和顶尖公司，这些公司都在开展数据科学的前沿工作。这类应用非常新颖，因此教科书中通常难觅其踪，甚至一流大学也不会教授此类课程。

人工智能和大数据在金融和其他行业的应用在很大程度上仍是一个边做边学的过程。我们所说的数据科学专业人士短缺尤其是指经验丰富的专业人士，尽管世界各地的大学仍然难以满足这些领域的需求。正如英仕曼 AHL 首席科学家 Anthony Ledford 在我们对他的长篇采访中向我们指出的那样，即使这些经验丰富的数据科学专业人士在加入投资公司后也可能需要几年时间才能在更高层面提高生产力，因为他们仍需要了解财务数据的特点并融入公司。

数据科学家将得到工程师团队的支持，后者负责将模型投入生产。这种分工方式是数据科学

家更专注于开发模型和从数据中获取洞见，而工程师更专注于确保模型在公司的技术平台上运行。数据工程师所需要的技能更容易转移，这些职位可能由一些现有的技术人员填补。

数据科学家需要了解投资吗？同样，也没有一个确定的答案。早在 2000 多年前，孔子就有一句名言：“君子不器”。2000 年后，世界变得更加复杂了吗？我们认为更加复杂了。尽管我们看到更多拥有 STEM 背景的年轻专业人士在参加 CFA 项目考试，而不是更多的投资组合经理和分析师在学习 Python，但这仍未成为常态，并且也许有一个很好的理由。

问题是，他们是否应该尝试？有些人认为原则上应该尝试。在我们的具体案例并未给出任何确凿的证据，我们认为最好的方法可能是妥协。孔子可能是对的，如果遇到了通才，我们就应该倍加珍惜。我们知道我们可能根本找不到那么多通才，所以实际的解决方案可能是，如果我们确实发现了这样的人才，我们就应将其安排在创新职能部门，或者给他们空间，让他们担任知识工程师的角色。这些角色的流动性确实是成熟人工智能应用团队的另一个重要特征。

## 同地办公、迭代和定期评审：促进投资和技术职能部门之间的沟通

数据科学团队实际和在组织架构图上的位置在哪里？这是另一个对人工智能应用项目顺利运行至关重要的问题，但经常被忽视。

组织理论和行业最佳实践都认为，技术职能应与投资职能和创新职能并存。同地协作能够充分增加正式（特别是非正式）的互动。<sup>15</sup>

Hansen、Nohria 和 Tierney (1999) 认为，企业必须在两种知识管理策略、编码化和个性化之间做出选择，这视企业整体商业模式而定。安永

(Ernst & Young) 等咨询公司提供“通过知识编码实施信息系统”，而麦肯锡等公司则提供“通过引入个人专长，对高层战略问题提供分析严谨的创意建议”（第 111 页）。

金融领域的人工智能应用项目本质上具有高度创新性，更不用说思维和工作方式截然不同的两个职能部门之间所需进行的交流。此类项目可以说是最适合需要“个性化”的类别。在这种情景下，直接的个人互动非常必要。

在第 3 章介绍的 NN Investment Partners 案例中，我们的作者分享了他们的“蜂巢地图”，这是团队组成的图解，同时也是一张座位表。这张地图清楚地显示创新平台位于办公空间的中央，周围则是各个投资产品团队。NN investment Partners 首席投资官 Valentijn van Nieuwenhuijzen 解释说，一些技术专业人士和与之合作的投资职能团队成员毗邻而坐，这样创新平台就不会成为“孤立的孤岛”。随着投资机构的人工智能经验日臻成熟，这种做法往往会变得更普遍。

人类之间的交流并不完美，尤其是在两个完全不同的群体之间。成功应用人工智能的投资公司也发现，定期召开项目会议很有帮助。除了保持项目势头外，这些会议的主要好处是让开发人员和最终用户交换意见，并确保他们意见一致。

我们的人工智能先驱报告 (CFA Institute 2019a) 的一位作者描述了他们的流程：技术职能部门每隔一个月就会安排项目交付成果，届时他们将与投资部门的最终用户会面，检查他们在系统中添加的最新内容。这些会议让每个人都关注核心问题：技术职能部门可以登入，以确保其交付成果正是投资职能部门所需，而投资职能部门也有机会在正式交付工具之前对工具进

<sup>15</sup> 虽然详细讨论组织应如何适应后疫情时代超出了本文的范围，但我们强调了组织在其未来的工作设计中需要考虑同地协作问题。我们鼓励读者参阅 CFA Institute 关于未来工作方式的研究，该研究探讨了与混合工作安排相关的问题，请访问 [www.cfainstitute.org/research/survey-reports/future-of-work](http://www.cfainstitute.org/research/survey-reports/future-of-work)。

行审查，并根据需要提供及时的反馈。因为沟通有误，程序员可能已经在偏离投资组合经理和分析师预期的问题上浪费了几个月的时间，而这种登入机制可以避免此种交付周期延长的风险。

## 团队与职能和支持业务流程

NN Investment Partners 的蜂巢地图提出了另一个重要的组织问题：团队与职能。Van Nieuwenhuijzen 很早就意识到，投资公司应用人工智能和大数据的理想组织结构是（T 型）团队，而不是职能结构。

作为一种组织结构，职能与团队之争已经是一个讨论过无数次的问题。在投资领域应用人工智能和大数据的挑战在于，投资和技术职能部门的专业人士几乎没有共同点，所以关键是让他们为了共同的目标（即促进合作、相互激发项目创意、探讨拟议项目的价值和优先级等）在一个共同的项目上展开协作。在这种情况下，职能结构显然没有团队结构那么重要。

T 型团队相对于职能结构的一个好处在于，它可以帮助打破“筒仓”并协调各职能部门的目标。<sup>16</sup>从组织的角度来看，其重点并非在于拥有优越的职能能力；而是在于打造和谐的团队，可以共同协作并通过投资和技术职能部门的必要投入开发出最佳的解决方案。

预算流程和激励结构需要与 T 型团队组织结构匹配才能发挥作用。这当然需要时间和计划。一旦一家公司的领导层决定要建立 T 型团队，在投资过程中应用人工智能和大数据，公司的

战略目标就会转化为由相关团队负责的战略举措。预算过程也需要反映这一点。根据每个团队所承担任务的战略重要性，将资源分配给每个团队。显然，每个职能部门仍需要基础设施投资，这取决于向团队结构的过渡是如何进行的。然而，重心将越来越多地集中在团队上。

激励结构也是鼓励员工更加关注团队目标的重要工具。在传统的职能设置中，员工需要设定自己的个人目的和目标，并据此进行绩效评估。如果没有共同的目标，这种安排便不利于团队合作。如果组织希望员工“做正确的事情”（即，协作并专注于实现团队目标），就应建立相应的激励机制。可想而知，至少在某些情景下，个人应为实现团队目标（而非其个人目标）获得更高奖励，而且应让团队具有这样的余地。

让员工更多地关注团队目标，从而形成一种协作而不是竞争的关系，显然也符合组织的利益。例如，建立共同的目标和一致的激励措施有助于在全权委托投资组合经理和定量分析师之间建立协作关系。

**从组织的角度来看，其重点并非在于拥有优越的职能能力；而是在于打造一个可以共同协作开发最佳解决方案的和谐团队。**

“滥竽充数”<sup>17</sup> 或“三个和尚没水吃”<sup>18</sup> 是团队中常见的问题。T 型团队会遇到同样的问题吗？这当然是有可能的，但大多数 T 型团队还处于早期阶段，我们认为“搭便车”的生存环境会愈加艰难。话虽如此，T 型团队应采取全球团队长期以来采取的预防措施，以减少这种风险。这些措施包括明确定义个人职责，这些职责本身应是对整体团队目标有贡献的实质性任务。但也没有必要放弃个人目标，而是应将重点转向个人如何为团队目标做出贡献。

<sup>16</sup> 例如，Squirrel 和 Fredrick (2020) 认为，“为了打破信息屏障并推动变革，企业领导人必须直接与技术专家接触，并提出正确的问题。”

<sup>17</sup> 参见 Albanese 和 Van Fleet (1985)。

<sup>18</sup> 参见 Karau 和 Williams (1993)。

跟踪成功的人工智能应用项目似乎便是项目的最后一步。无论我们在哪里展示人工智能先驱报告 (CFA Institute 2019a) 和案例，我们总是会被问到这个问题：人工智能和大数据应用对投资团队业绩的贡献有多大？不过，衡量业绩说起来容易做起来难，这主要是因为这些应用通常属于整个投资过程中的一些对最终决策有贡献的步骤。量化这些好处有时并不容易。

我们的假设是，主要金融机构的大多数此类项目都具有增加价值的作用，特别是在其已经投入生产一段时间而没有被撤回的情况下。在大多数情况下，这些应用是对现有流程的增强；因此，如果其效果达不到预期水平，投资组合经理就没有继续使用它们的动机。

尽管如此，衡量和记录每个增量项目的附加价值将是一种良好实践——即使不是从投资组合风险和回报的角度，也可能是从其如何提高分析准确性的角度考量。例如，如果您使用增强分析来预测信用产品的违约情况，那么您可以衡量这些产品中有多少像增强系统预测的那样存在问题，并将其与原始系统的绩效进行比较。许多基本面分析所提供的信息并不清晰，但总有办法衡量增强过程在多大程度上有助于提供更清晰的“画面”。<sup>19</sup>

自从我们在 2019 年撰文阐明 T 型团队在投资公司人工智能和大数据战略中的作用以来，我们不断看到其对现实世界影响的证据。我们与世界各地的资管公司高管们的对话也变成了本报告中的一些案例。我们也看到了对这个主题的广泛研究和调查（包括一些最具影响力的管理咨询公司开展的研究和调查）印证了我们的观点。

投资机构的变革较为缓慢，行业规范也很难支持创新。对于像 T 型团队这样的项目来说，成功的先决条件是拥有支持这些变革的企业文化。这需要管理层的承诺和工作人员的支持。

在第 2 章到第 4 章中，我们将介绍应用人工智能和大数据的金融机构是如何通过三个不同的阶段成长和构建其能力的。这些案例研究并非模板，但它们的经验在某种程度上也是已经开始这一旅程的公司的典型特征（至少在应用初期较为普遍）。它们所面临的挑战与处于类似阶段的公司所面临的挑战类似。它们的解决方案也有望解决其所面临的特定问题。

我们预计，本文所述的它们的经验将有助于您规划自身的人工智能旅程，预判可能遇到的问题，并制定相应的解决方案。

<sup>19</sup> 例如，“Gartner 预测，到 2024 年，50% 的人工智能投资将被量化并与具体的关键绩效指标挂钩，以衡量投资回报” (Goasduff 2019)。



## 第 2 章：人工智能和大数据应用之旅的早期阶段

金融机构应用人工智能和大数据的最初举措并不总是经过精心规划或采用完善的自上而下的战略予以实施。恰恰相反，这些举措通常是在组织支持有限的情况下自发开始的。

早期应用通常是由具有人工智能背景的投资组合经理或与投资组合管理团队密切合作的程序员开发的。从很多意义上讲，他们都是组织中的“孤狼”。他们显然是拥有强大的 T 型技能的专业人士，因为他们拥有深入的投资（编程）知识和足够的人工智能（投资）知识，能够在投资中实现人工智能和大数据的一些最早期应用。

另一种类型是传统的 IT 开发路线。业务职能部门在不了解所需技术的情况下提出开发请求，而 IT 部门在开发程序时也不了解程序运行的业务逻辑和环境。

传统 IT 开发路线的失败在一定程度上催生了金融科技现象：初创企业认为他们可以提供更好的技术解决方案和更好的用户体验。这些初创企业往往规模较小，他们的解决方案通常由员工中具备 T 型技能的专业人士开发。这些专业人士的形象也类似于“孤狼”，只不过他们成了金融科技初创企业的核心和灵魂。

这三种类型有一个共同特点：它们都依靠在投资和技术方面拥有“T”型技能的专业人士。这三种类型都处于人工智能和大数据采用的“前 T 型团队”阶段。正如我们目前所观察到的，这三种类型都很难在人工智能和大数据应用的基础上形成可持续的竞争优势。

### 什么定义了早期金融机构的人工智能和大数据之旅？

在本章中，我们将讨论如何超越这三种初始开发类型。在推动企业从“前 T 型团队”阶段进入早期 T 型团队阶段的过程中，高管人员扮演着最重要的角色。总的来说，我们认为处于人工智能和大数据发展早期的金融机构与处于“前 T 型团队”阶段的金融机构的区别在于以下三个

特点：高管支持、整体战略和组织结构。

---

**我们认为处于人工智能和大数据发展早期的金融机构与处于“前 T 型团队”阶段的金融机构的区别在于以下三个特点：高管支持、整体战略和组织结构。**

---

#### 高管支持

人工智能和大数据的应用需要在财政和人力资源方面做出重大和长期的承诺。很难想象一个没有高管支持的组织会做出这样的承诺。自上而下的方法是金融机构开始考虑发展人工

智能和大数据应用优势，然后实施这些变革的最有效方法。<sup>20</sup> 高管发出的“冲锋令”通常是最早的信号，表明他们所管理的金融机构已摆脱“前 T 型团队”阶段，目前进入在其业务中系统采用人工智能和大数据应用的早期阶段。

#### 整体战略

这也需要获得金融机构的主要业务和技术职能部门的认同。制定整合人工智能和大数据的整体战略有助于确保长期的商业成功，并确保人工智能和大数据项目的相关性。该战略将包括金融机构的长期业务目标，并确定人工智能和大数据如何帮助更有效地实现这些目标。主要业务和技术部门将通过协作实现这些目标。

<sup>20</sup> 麦肯锡 (McKinsey & Company 2020) 的一项调查发现，在人工智能领域表现出色的受访者认为其高管团队非常高效的可能性是其他受访者的 2.3 倍。

## 组织结构

当然，我们在本文中探讨的是 T 型团队。从依赖拥有 T 型技能的专业人员到 T 型团队的转变，是机构成熟并进入一个更高水平发展阶段的另一个重要标志。

## 初创公司应关注什么？

对于那些已经相信人工智能和大数据在投资领域能够增强人类智能的机构来说，一个自然的问题是应从哪里着手？我们认为，一旦人工智能和大数据战略落实到位，处于早期阶段的公司应专注于以下三个目标来开始实施：打造 T 型团队，开发支持流程，快速甄别和实现速赢。

## 打造 T 型团队

企业实施人工智能和大数据战略的第一要务往往是聘请数据科学家和工程师来组建数据科学团队。成功的早期公司意识到在这个阶段增加创新职能同样重要，甚至比组建数据科学团队更为重要。

创新职能部门的主管是这个部门的心脏和灵魂。（在如今的投资行业中，这些角色拥有各种各样的头衔，但这并不重要。重要的是由谁来履行这些职能。）发挥这一作用的人员可能对战略的制定作出贡献，但更重要的是，他们是实施战略的关键。

为了确保成功实施人工智能和大数据战略，早期公司需要找到那些对业务的投资和技术方面都有充分了解，并能在投资和技术两方面建立信誉的人才。

他们最重要的角色是帮助确定投资业务中最需要数据科学帮助的领域，并帮助开发能够实现这些目标的人工智能和大数据应用的技术路线

图。要想成功做到这一点，他们需要在投资和技术两方面都具备信誉度。

## 开发支持流程

T 型团队结构对每个人来说都是新鲜事物，每家公司都可能必须开发一种最适合其员工和业务的结构。要让这两个截然不同的职能部门能够协同工作，仅仅建立一个创新职能部门是不够的。需要新的流程来促进这两各职能部门之间的协作。

这些流程的目标是帮助创新职能部门的负责人做其该做的事情（即评估和优先考虑团队应该落实并最终帮助实施的人工智能和大数据项目）。

早期阶段的公司需要在开发这些流程方面保持灵活性，在找到一套适合他们的流程之前可能会经

历多轮试错。什么是好流程？它必须有助于所有参与者实现共同目标。我们发现，有效流程有助于投资和技术职能部门的参与。为了达到最佳结果，这两个职能部门在这些过程中也应该有“同等”的话语权。

---

**对处于早期阶段的公司来说，最终的考验是团队能否迅速找准并达成速赢。**

---

## 快速甄别和实现速赢

在团队和流程就绪以后，早期阶段的公司面临的最终考验是团队能否快速甄别和实现速赢。如果团队拥有适当的技能组合，并且流程均衡、有吸引力，那么积极的结果就会随之而来。

在选择第一个项目时，团队需要平衡对投资过程的影响和技术可行性，以及相关的时间 / 资源承诺。如果一个项目需要一年或更长的时间开发，但最终结果令人怀疑，这肯定不是人工智能和大数据战略取得总体成功的好兆头。首批理想项目是那些能够利用团队有信心开发的技术在合理时间内交付具体明确和有望可衡量成果的项目。

这种速赢很重要，可以让高管确信公司正在奉行正确的战略，使投资职能部门相信人工智能和大数据可能真有助益，并向技术职能部门的人员展示投资部门如何运作，以及其投资部门同事如何工作。速赢可能有助于打开双方思想的闸门，开启良性循环。

失败的负面后果也可能影响深远，所以管理层需要未雨绸缪，准备好继续投入人工智能和大数据所需的时间和资源。

## 案例研究：大华银行资产管理公司的 T 型团队发挥效用

本案例由大华银行资产管理公司的 Chua EnHao 和 Kimberly Yeoh 编制，由 Larry Cao (CFA) 编辑。

### 背景

大华资产管理有限公司 (UOBAM) 是一家亚洲资产管理公司，提供固定收益、股票以及传统和另类资产相结合的多资产解决方案。公司成立于 1986 年，是大华银行的全资子公司，总部设在新加坡。此后，该公司不断扩张，目前公司业务遍布亚洲多个国家。

UOBAM 的目标是通过应用数字技术改变客户体验、运营流程和商业模式，提供一流的业绩、客户服务和体验。借助其办事处网络，UOBAM 通过定制的投资组合管理服务和单位信托向机构、企业和个人提供全球投资管理专业知识。截至 2020 年 9 月 30 日，UOBAM 在新加坡管理 60 个单位信托。截至 2021 年 5 月初，公司的管理资产规模为 270 亿美元。

### 投资理念

UOBAM 相信使用系统化的投资组合构建过程。通过控制风险，公司可以更好地增强中长期回报。这一理念是 UOBAM 努力升级其投资组合管理团队数字技术能力的原因所在。

其股票团队认为，通过严格、严谨的投资研究流程，其可以甄别出表现出色的企业，使其能够提供卓越和持续的长期业绩。通过将这种详细的研究工作与系统性的模型投资组合构建过程相结合，UOBAM 相信随着时间的推移，公司能够有效获得超额收益，从而实现出色表现。

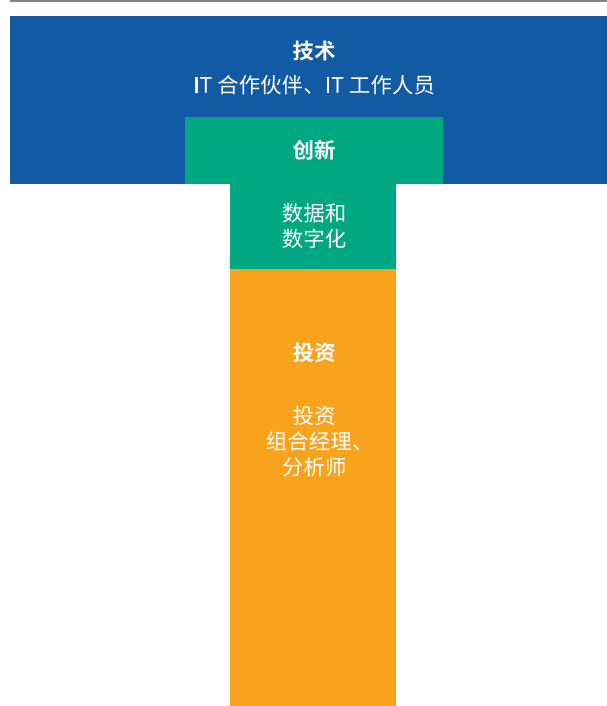
固定收益团队认为，可以通过严格、独立的基本面研究发现相对价值机会，从而实现稳定业绩。团队的目标是通过采用多元化的投资策略和主动的风险管理产生可持续的总回报。

多资产团队根据公司对经济前景的看法提出策略性资产配置建议，并实现零售和机构客户的平衡型投资委托。

## 人工智能 / 机器学习和大数据团队的角色和职责范围

如图 3 所示，T 型项目团队将三个不同的业务部门和其专业知识相结合。技术 (Tech) 职能部门由 IT 合作伙伴、技术人员和技术工具组成。创

图 3：UOBAM 的 T 型团队



新职能部门由数据和数字化 (DD) 部门带动, 该部门负责在恰当的时间、恰当的平台将恰当的数据和技术提供给恰当的人。投资职能部门由包括股票、固定收益和多资产部门的分析师在内的投资组合经理 (PM) 部门以及新成立的环境、社会和治理 (ESG) 部门组成。

### 投资职能

UOBAM 的首席投资官 (CIO) 负责制定公司的长期投资策略和管理资产配置, 目标是为投资者实现投资价值最大化。他负责管理 PM 团队, 其中包括管理股票、固定收益和多资产投资的部门, 以及新成立的 ESG 部门。

CIO 经常考虑的一个关键问题是, 如何适当采用新兴技术并以可持续的方式将其整合到现有的投资管理流程之中。投资技术部门应运而生, 其职责是确保应用技术实现预期结果。

### 创新职能

在大华银行资产管理首席运营官 (COO) 的权限范围内, DD 部门在 T 型团队架构中负责发挥创新职能。其主要职责包括:

1. 担当技术职能和其他业务部门 (BU) 之间的桥梁, 确保满足业务需求。
2. 推动所有业务部门应用人工智能 / 机器学习等新兴技术。
3. 确保治理到位, 并遵守使用这些技术的政策。

由 Chua EnHao 领导的 DD 部门是人工智能 / 机器学习项目中连接业务和技术领域的纽带。DD 部门的工作首先是确定其他业务部门面临的挑战, 并评估是否有机会通过使用人工智能 / 机器学习来解决这些挑战。DD 团队通过参加、跨部门合作以及其他业务部门向 DD 团队提出挑战来识别挑战。

DD 部门还负责推动在项目层面 (微观) 和公司 / 区域层面 (宏观) 采用人工智能 / 机器学习。

可以通过改变思维方式、在业务部门宣传和促进技术应用来实现这一目标。DD 部门通过举办研讨会、讲座和活动来提高意识, 并提供课程提高员工的技能, 目标是推动技术应用。有关更多信息的说明参见本案例研究中“在 UOBAM 提供学习环境”一节。

DD 部门还发挥治理的角色, DD 部门通过数据伦理验证过程 (DEVP), 确保以符合伦理的方式使用技术、创建的模型和所有涉及的数据。DEVP 制定了相关的流程和程序, 以确保人工智能和数据分析 (AIDA) 技术解决方案的开发和使用符合新加坡金融管理局 (MAS) 制定的公平、道德、问责和透明度 (FEAT) 原则。

DD 部门的成员同时具备技术和金融领域的知识, 并且已经成为技术领域和业务 (即 UOBAM 投资) 领域的硬代码人工智能方法之间转换的渠道。

例如, Ryan 具有丰富的资历和经验。他是一名特许金融分析师, 拥有股票和期货做市商的金融经验, 并拥有信息技术硕士学位。这种独特背景令他对金融领域业务问题的最佳解决方案有了深入的理解和洞察。另一位成员是 Kimberly Yeoh, 她拥有经济学学位, 此前曾在一家科技公司拥有人工智能应用的工作经验。

DD 部门的知识和经验协助其解决业务问题, 并将这些问题与现有的最佳技术解决方案匹配。除了他们为项目带来的业务知识外, DD 部门成员还具备建立人脉、批判性思维、沟通和协作技能等。在评估问题的正确解决方案时, DD 部门必须扮演“未来学家”的角色, 确保所提出的解决方案具有前瞻性和适应未来需求。

DD 部门是业务和技术领域之间的有效桥梁, 是技术变革的驱动力, 也是以正确和符合道德要求的方式使用技术和数据的管理者, 这赋予 UOBAM 明显的竞争优势。

## 技术职能

为加快人工智能和机器学习等新兴技术的应用，UOBAM 构建了以下方面的能力：

1. 与金融科技合作提供经过验证的解决方案，立即推动 UOBAM 的运营方式变革，创造出更好的产品并让客户满意
2. UOBAM 与大华集团科技部门紧密合作，能够制定技术路线图，敏捷执行，并实现速赢和 MVP（最小可行产品）。
3. 大华银行数据管理办公室提供的咨询服务加快了学习曲线，并帮助确定 UOBAM 需要如何建立自身的业务能力。

## 人工智能 / 机器学习 workflows 的应用和实现

UOBAM 制定了人工智能 / 机器学习开发生命周期，定义了开发人工智能 / 机器学习和高级分析解决方案的框架，以增强业务能力。如图 4 所示，生命周期的四个主要阶段描述了利益相关者（包括业务用户）之间的主要活动和交互，以开发实际的人工智能 / 机器学习解决方案并将它们投入生产。

### 第一阶段：构思

在构思阶段，业务部门的员工负责甄别业务内部的流程，并有可能通过采用人工智能 / 机器学习解决方案实现流程增强。将这些挑战具体化成问题陈述后，会将其交由创新工作团队处理，该团队由对业务和技术应用都有深入了解的 DD 员工和业务代表组成。该小组根据对业务的影响和潜在解决方案的可行性对各种问题陈述进行评估和排序。该团队还可以最大限度地

扩大项目内的协作并尽量减少重复，因为不同的业务部门可能会提交重叠的问题陈述。

随后，当项目获得工作团队的批准后，DD 部门通过与相关利益相关者召开会议来启动项目，以了解详细的业务目标 and 需求。

为了鼓励员工使用人工智能 / 机器学习解决方案并征求他们的意见，UOBAM 的 DD 部门也定期举办研讨会，邀请各业务部门的主管和员工参与。这些研讨会为员工提供了一个分享业务部门所面临挑战的平台，并就可能的解决方案集思广益。不同的业务部门经常发现它们面临着类似的挑战，经过微调和汇总后可以找到一个全面的解决方案。

### 第二阶段：模型开发和测试

随后，批准的项目会进入模型开发和测试的第二阶段。第一步是确保正确捕获所有需求，包括业务目标、职能性和非职能性需求。利益相关者和数据科学家也会确定各种资源，如所需的数据特性。

随后，数据科学家开始灵活开发人工智能 / 机器学习的解决方案，在每轮冲刺结束时向利益相关者交付解决方案的新增功能，以供评估。

在完成原型解决方案后，将召集项目利益相关者，确定原型解决方案是否可以展开更广泛的测试。试点测试将使利益相关者能够验证已完成的解决方案是否能够满足业务需求，或者是否需要进行额外的开发。

最后，当建议的解决方案经过充分测试并能够满足所有业务需求时，利益相关者可以选择让解决方案推进至第三阶段，以便对其进行实际操作。

图 4：人工智能 / 机器学习生命周期的四个主要阶段



### 第三阶段：操作化

在将解决方案落实或部署到生产环境之前，须由独立的内部团队进行检查和验证。此外，模型必须遵循 MAS FEAT 原则。例如，个人或人群体不应因解决方案的决定而处于系统性的不利地位，除非这些决定是合理的。

在实施前的最后一步，利益相关者必须向管理层领导的技术委员会介绍解决方案，以获得批准。这确保解决方案与业务目标和理念保持一致。

经由管理层领导的技术委员会最终批准后，技术部门将继续实施解决方案，并将其部署到业务的生产环境。

### 第四阶段：维护和监控

项目运行后，解决方案进入维护和监控阶段。用户和利益相关者将定期审查该解决方案，以确保其仍然与业务相关。

该模型还需要进行定期测试，以确保其可靠性。例如，如果解决方案中包含一个预测模型，需要测量并报告模型漂移（模型预测与实际数据之间的差异）。

除了跟踪解决方案的绩效之外，业务用户还需要纳入成本效益比、生产力和解决方案投资回报（如适用）等指标。不能满足业务需求的解决方案要么停用，要么通过新的人工智能 / 机器学习生命周期进行改进。

### 案例中的案例：多信号预测分析项目

为了更好地理解 T 型团队如何令 UOBAM 受益，下面将提供一个 T 型团队工作的案例研究。

#### 项目背景

2019 年，由几位投资组合经理和分析师组成的股票团队管理着 120 多只基金，这要求分析师能够覆盖亚太地区 3,500 多只股票。随着 UOBAM 继续扩大其在东盟地区的业务布局，团

队规模的扩张速度已经赶不上其管理的投资组合的扩张速度。分析师还需要评估大量的因子，团队将不得不依赖其投资组合经理的经验和专业知识。为了保持 UOBAM 作为业绩一流的区域性资产管理人的地位，公司需要确保其投资团队能够有效地工作，覆盖规模更大的投资组合，并做出更多由数据驱动的投资决策。

随着人工智能 / 机器学习的发展，投资团队决定与 DD 部门合作，利用人工智能 / 机器学习的力量覆盖大约 120 个因子和规模更大的股票投资组合。在纳入 UOBAM 的投资理念后，项目团队开发了一个旨在预测股票表现和投资组合配置的模式。

#### 流程

该项目遵循 UOBAM 的最佳实践模型，如图 4 所示的人工智能 / 机器学习生命周期，该周期始于投资组合管理团队通过数字管道进行构思（第一阶段）。投资组合管理团队正在寻找一种更有效的方法来分析亚太地区的大量个股（如本案例研究的“项目背景”部分所述）。投资组合管理团队与 DD 部门经过协商后，发现了能够帮助其解决业务问题的最佳技术解决方案，两个团队都得出结论认为应用人工智能 / 机器学习解决方案将是最有效的方法。

然后，DD 部门开始评估使用人工智能 / 机器学习解决投资组合管理团队问题的可行性（第二阶段）。在团队的评估结果显示将人工智能 / 机器学习应用于该问题的成功概率很高后，职能部门进行了更正式的讨论，以调整项目范围。随后，该人工智能 / 机器学习项目的目标被确定为利用人工智能 / 机器学习的能力构建一个能够跑赢基准的亚洲（日本和中国除外）股票投资组合。

投资组合管理部门负责设置业务目标，而 DD 团队负责将目标转化为技术团队可操作的开发工作流。该项目已提交给技术委员会，并获准进

行试点开发。在模型开发阶段（第二阶段），团队面临着若干挑战（例如，模型生成的投资组合呈现出较高的换手率，这对于业务而言是行不通的）。这是 DD 部门能够介入的领域，建议技术团队应进行相应的调整，以确保模型与 UOBAM 的业务目标和投资理念保持一致。在将其投入生产并在业务中进行操作（第三阶段）之前，该试点项目经历了多次迭代。

这个项目让 PM 团队大开眼界，因为模型能够发现通常被忽视的机会。随后，投资组合团队理解了将人工智能 / 机器学习引入其业务模式带来的附加价值，并主动提高上述领域的技能。量化的成功衡量指标包括增加超额收益和分析人员在所构建的投资组合上工作的效率。投资组合管理团队获得的知识和洞见使其能够更好地评估 UOBAM 可能选择的技术合作伙伴的优势。

目前，投资团队的大部分成员都参加了针对投资专业人士的人工智能课程，并通过 DataCamp 学习了 Python。有些人还获得了专业资格证书（例如，SMU Academy 的 Python 编程和机器学习专业证书）。

## 金融科技公司的参与

亚太地区的资产管理行业将继续快速发展，并将为资产管理公司提供巨大的机遇。为了充分把握这些机会，资产管理公司就必须迅速、大规模地运用技术，使自己获得竞争优势。

UOBAM 最近与 Value3 Advisory 展开了合作，后者是一家金融科技公司，提供独立、预测性和自动化的信用评级、研究和分析功能的资本市场人工智能平台 (UOBAM 2019)。Value3 的平台结合了人工智能、机器学习和 NLP（自然语言处理），使金融机构的投资和风险经理能够在投资组合选择、风险监测、对标分析和预警指标方面做出更好的决策。该平台将金融数据与来自不同来源的非结构化在线数字足迹、新闻、事件、

趋势和公司模式相结合，将数据过载转化为可操作的洞见。

这种战略伙伴关系对双方来说是双赢的。在模型开发过程中，Value3 利用其技术专长创建原型，UOBAM 利用其在东盟地区多年的资产管理和债券估值经验积累的市场情报对模型进行了完善。UOBAM 的 DD 部门（即创新职能）充当技术领域（技术团队）和投资领域（PM 团队）之间的桥梁，扮演数字翻译器的角色，以确保在模型开发过程中业务需求能够得到满足。从治理的角度来看，DD 团队将确保负责任地使用数据，并将与 Value3 一起在平台上纳入 ESG 考虑因素，以促进负责任投资工作。图 5 描述了 Value3 和 UOBAM 的固定收益评级项目的模型。

在《AI Pioneers in Investment Management》(CFA Institute 2019a) 一书中，Larry Cao 指出了投资公司在应用人工智能 / 机器学习和大数据解决方案时面临的五大障碍：成本、人才、技术、

图 5：固定收益评级项目的 T 型团队



愿景和时间。UOBAM 与 Value3 的合作有助于应对这些挑战。

人们通常认为开发集成系统的成本（如 Value3）很高。UOBAM 很幸运地获得了 MAS 在采用该系统时提供的政府拨款。T 型团队有着多元的人才，每个领域都有不同的专业人士提供相关知识。技术在不断发展，新的参与者进入市场提供小众解决方案，而 UOBAM 的特权是了解这些小众解决方案，并评估它们是否可以为公司的运营带来价值。UOBAM 的评估需要前瞻性的眼光，以确保这些小众解决方案在被采用的情况下对公司的业务需求具有可行性，能够适应未来的技术进步，更重要的是，符合公司的使命、目标和价值观。在这个项目中，UOBAM 发现其投入的时间主要花在细化模型以适应业务需求上，而不是在开发阶段，这消耗了大量的时间。

从技术角度来看，UOBAM 已经逐步从完全依靠内部能力转向与能够增强和补充 UOBAM 核心业务的合作伙伴展开合作，这将为公司在未来带来竞争优势。

### 在 UOBAM 提供学习环境

UOBAM 非常重视员工的学习和提高员工的技能，以便更好地满足不断发展的技术工作环境的严格要求。UOBAM 的数字战略基于人才和技术两大支柱。在公司追求成为一个数字型企业的过程中，这两大支柱形成了一种共生关系。

这种关系在 UOBAM 已经到位的数字转型的四个要素中得到了进一步阐述：巩固数据集、锐化工具集、加强技能集和转变思维方式。

### 巩固数据集

数据是提供理想结果的“燃料”。数据的质量和可靠性将决定任何模型中结果的准确性。巩固数据集将包括数据治理、策略协调、数据隐私和安全等领域。

### 锐化工具集

技术工具对任何人工智能 / 机器学习项目都有很大的帮助，工具越好，结果就越好。UOBAM 对其企业数据架构和治理 (EDAG) 进行了改进，包括数据湖和企业数据仓库 (DLEDW) 和数据发现平台 (DDT)。DDT 被开发成一个“沙箱”，允许企业进行数据分析和开发分析原型。这些是网络安全环境，允许预先认可的用户（超级用户）利用来自数据湖的数据进行分析和产生洞见。

### 加强技能集

UOBAM 意识到，要打造数据驱动型企业文化，员工就需要与数据相关的技能和知识。UOBAM 制定了几项培训计划，以确保其员工有获取知识的途径，后者将在数字转型的第四个要素中说明。

### 转变思维方式

UOBAM 员工思维方式的转变是其成为一家数字型公司的关键因素。该公司已经启动了若干项目来帮助员工实现这种转变，包括一系列培训计划和可供员工利用的资源。

获取各种数据相关技能的培训可在 UOBAM 的内部学习门户 iAMdigital 上找到。该门户拥有各类编程语言学习资源，如 R、Python 和 SQL，以及关于人工智能和机器学习的教程。员工还可以访问 DataCamp 和 LinkedIn 学习账户，这些账户提供不同熟练程度的课程，员工可以通过学习提高他们的数据和数字技能。

这些培训项目不仅加强了 UOBAM 员工的技能，更重要的是改变了员工在日常工作生活中自信地应用技术的思维方式。

### 主要经验总结

发起变革从来都不是一个简单的过程，而在大型组织中，这个过程难度更是成倍增加。



UOBAM 内部的领导风格也演变成了一种变革型的领导风格。高管人员强烈要求在工作过程中融入技术。

管理层还意识到，虽然工作流程可以自动化，但在提出问题、识别问题、思考可能的答案和创建解决方案方面，人类智能仍不可或缺。不断开发培训课程，以确保员工掌握最新的技术知识。UOBAM 的首席执行官 Thio Boon Kiat 一直是该组织采用和利用技术为客户创造更多价值的倡导者。

技术正变得越来越无处不在，在不久的将来，它将渗透到几乎每个行业。未来十年，人工智能和机器学习将在金融领域发挥重要的基础性角色，特别是在资产配置、风险管理、欺诈预防和流程自动化等领域。

新冠疫情大流行表明，没有哪个行业能够免受不确定性的影响。疫情造成大量失业、企业倒闭，还有更多企业面临财务危机。我们曾经熟悉的常态在短时间内就消失了。

UOBAM 认识到需要拥抱技术，并运用技术来帮助员工在他们的工作范围内变得更为高效、做出更好的决策。最近人工智能和机器学习项目的成功证明了这一观点。作为一家以技术为根基的公司，UOBAM 将能够灵活而迅速地应对任何形式的不确定性。

## 第 3 章：人工智能和大数据应用之旅的中期阶段

在人工智能和大数据应用的早期和中期阶段，各公司之间有着明显的区别。

### 定义中期阶段金融机构人工智能和大数据之旅的是什么？

如果高级管理层在推动企业进入早期阶段的过程中发挥了最重要的作用，那么高级管理层和创新职能主管对于企业成功过渡到中期阶段都具有重要作用。

对于进入中期阶段的公司，创新职能负责人在高级管理层的支持下通常会召集一群能力精干的团队成员，制定一些根据投资职能和技术职能部门的意见选择项目的正式流程；最重要的是，交付众多成功项目，这些项目已经在一定程度上改进了公司的投资和 / 或业务流程。

在中期阶段，企业将继续构建其组织结构和流程，以便继续推动人工智能和大数据在整个组织中的应用。

### 中期阶段公司应关注什么？

我们很少被问到这个问题，因为业内大多数公司尚未达到这个阶段。尽管如此，我们认为描述未来（即中期阶段及以后）可能会是什么样有着重要意义，这样企业就可以相应制定自身的战略。

大多数公司将在中期阶段花费很长一段时间（对于其中许多公司而言，这也是其所能达到的最高水平——下一章将详细介绍）。T 型团队正是

在这个时期真正大放异彩。他们与组织的事业一同成长，如果他们成功，则组织绩效也随之提升。

我们发现，成功的中期阶段企业往往注重以下三个方面。

### 团队建设

与早期阶段的公司相比，中期阶段的公司倾向于拥有更精细的 T 型团队结构。随着采用人工智能和大数据的项目和领域的数量增加，对 T 型团队的需求也水涨船高。

更精细的团队通常体现在两个方面：员工的角色和素质。加入团队的人员将越来越多，而且随着规模不断扩大，团队成员扮演的角色也将更加明确。这种成长过程与初创企业成功

推出产品后所经历的过程非常相似。

### 打磨流程

处于中期阶段的公司，其团队在选择项目方面通常已经开发出更精细和更明确的流程。随着人工智能和大数据应用将开始扩展到投资流程的其它部分和整个组织的更多团队，这个阶段对流程的效率和效益的要求要高得多。相关流程也会涉及中台和后台业务。因此，对于流程的各种要求也成倍增长。

### 穿插多个项目

表明一家公司处于人工智能和大数据应用中后期阶段最明显的标志是，其在整个组织中穿插着多个项目。在这个阶段，组织内部对人工智能和大数据技术的认可度提升。更多部门将敞开

---

**高级管理层和创新职能领导者  
都是成功过渡到中期阶段的重要因素。**

---

心扉，欢迎与创新和技术职能部门新人才合作的机会。在承接具有更高影响力、也需要更多资源的项目方面也会有更多的余地。

## 集中还是不集中？

数据科学家应集中管理还是加入单独的投资组合管理团队？这个问题同样适用于创新职能。那么，金融机构应在公司层面建立一个 T 型团队，还是应在各最小投资单位层面建立多个 T 型团队？一个与之相关的问题是，金融机构是否应在总部层面或在每个部门 / 地区子公司层面建立一个 T 型团队。

有两种方法来看待集中化的问题。最简单的方法是了解公司正在进行的项目数量。在早期阶段，当项目数量很少时，很难证明每个投资部门都设立一个 T 型团队的合理性。在这一阶段，将知识构建集中化也很重要。

随着运营日臻成熟且项目数量增多，在各投资单位根据需要增加有限数量的个别技术人员也将开始具有意义。这最有可能发生在中期阶段。我们推荐使用的决策规则是，观察相关个人或职能部门是否每天与中心团队的其他人或与个别团队有更多的交互。

情况可能会不时发生变化，人员安排也可能会调整。总的来说，随着运营渐趋成熟，我们确实预计会看到大型金融机构的不同部门 / 子公司 / 地区会出现多个 T 型团队，特别是在高级阶段。

除了在不同子公司 / 部门并行运行的 T 型团队外，更复杂的结构是在企业结构的不同层次上的多个 T 型团队，而这些团队又自有层级关系。<sup>21</sup> 在公司层面有一个中央团队，以核心技术职能和创新职能部门支持主要业务线。这个“航母”还会根据需要安排卫星团队来支持一些业务单位。

## 案例研究：NN INVESTMENT PARTNERS 和 T 型团队

本案例由 NN Investment Partners 的 X. (Tracy) Zhang 和 P. (Prasenjeet) Bhattacharya 编撰，曹实 (CFA) 编辑。

### 公司背景

NN Investment Partners (又称 NN IP) 是一家总部位于荷兰的资产管理公司，在欧洲、亚洲和美洲的 15 个国家开展业务。作为一家面向机构和批发投资者的全球主动型资产管理公司，其为养老基金、保险公司、家族办公室、独立财务顾问、银行和个人管理着 3,000 亿欧元的资产。

NN IP 在固定收益、股票、多资产和另类投资策略领域提供多种基金选择。固定收益策略占该公司管理资产的近三分之二。

### 投资理念

NN IP 认为市场是复杂的，并非完全理性。市场生态本质上更为复杂，虽然有效市场假说 (EMH) 仍然至关重要，但主动型资产管理人仍有机会对复杂和不断变化的环境所造成的市场低效加以利用。NN IP 采用适应性市场假说 (AMH) 作为其投资理念的基础。AMH 不仅拓展了有效市场假说的概念，将其优势与现代金融理论工具相结合，而且还提出了额外的洞见，令人们能够将市场视为一个复杂和适应性系统中的一个不断发展的实体。NN IP 通过应用机器学习和自然语言处理 (NLP) 等人工智能技术，以及传统和替代的结构化和非结构化数据集补充和丰富其投资理念。这有助于公司把握机制变化的缓急、因子溢价新的驱动因素，并及时洞察经济活动和非金融因子，如 ESG 因子。

<sup>21</sup> 我们的一位作者将其称为 T 型团队“俄罗斯套娃”。

## 组织框架

信息技术时代已经开始主导 NN IP 的部分沟通方式。在这个时代，随着数据存储、计算能力的提高和开源许可的兴起，正在推动大数据和人工智能技术领域的指数级发展。

以新的方式使用数据本质上就是用数据增强公司的经验。这是通过使用先进的算法来挖掘新的模式和非线性模式，并通过在处理信息时实施行为洞察来实现的。为了甄别和大众化地获取源自 ESG 因子、大数据、人工智能和行为科学的超额收益来源，NN IP 将具有领域知识和技术专长的人才聚集在一起，围绕三个核心目标工作展开。

第一个核心目标与数据有关。关键的第一步是访问数据集，包括有可能为投资职能带来新洞见的新的和替代数据源。这也意味着确保内部生成的数据更容易获得，并且采用可访问的格式。数据的可访问性和可用性使公司能够更快速地将投资思路与洞见相结合。

第二个目标与技术环境有关。人工智能等先进技术将颠覆资产管理行业。为此，创新平台和投资团队需要共同努力，以建立新的数据工程和计算能力以及新的分析能力。可以处理结构化和非结构化数据的可扩展技术环境对于人工智能 / 大数据相关工作非常重要。

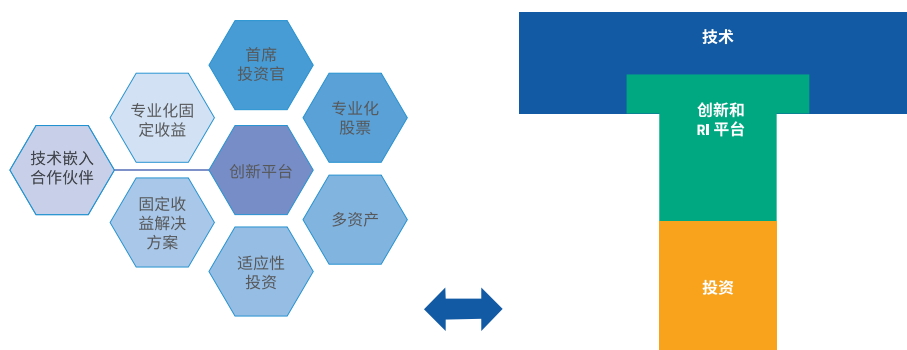
第三个目标与研究实验有关。为了确保 NN IP 不断学习和挑战现有的流程、模型和技术，公司从更战略性的视角看待其内部的所有研究工作。这使公司能够专注并解锁数据、技术和行为科学领域的知识。此外，对新兴技术的应用进行试验，并在投资活动中运用新的行为科学假设也是构建组织知识的关键方面。

为了跟上进步的步伐并对其加以利用，有效的变革管理流程对于组织在其投资决策过程中试验和采用人工智能和大数据也至关重要。

NN IP 将其工作方式描述为“在混沌边缘不断试探”。也就是说，NN IP 旨在通过将正确的混沌水平与结构化的检查点和方法相结合，以最有效的方式控制其创新项目。

作为 NN IP 战略方向的一部分，公司通过在每个投资团队中安排 ESG 专家和技术人员（数据科学家和工程师）来重新定位其投资组织的结构，取代早期的集中式团队结构。这种分散化有助于在每个投资团队中建立技术重点和 ESG 专业知识。公司还加速了新数据、技术和研究在投资流程中的应用。另一个战略步骤是建立一个中央创新和责任投资 (RI) 平台。这种组织方式帮助公司建立了真正意义上的 T 型组织。在组织层面，创新和责任投资平台是技术和运营 (Tech & Ops) 部门和投资部门之间的“链销”（参见图 6）。

图 6：NN IP 投资团队结构与 T 型结构的体现



## 创新团队

NN IP 的创新和责任投资平台位于蜂巢式结构的中间，使投资团队能够接受责任投资和新兴技术，了解最新的大数据和替代数据趋势，并批判性地思考自身的投资决策。创新团队旨在通过启发、促进和为其客户和同事创建智能投资解决方案，将人员的个人能力和技术相结合。

为了在所有投资职能领域提供和维护适当的支持水平，可以将创新职能划分为两个层次——管理团队和解决方案团队（如图 7 所示）。

管理团队由投资部门与技术和运营部门的高级管理人员、项目经理和各种投资策略的主题专家组成。这个群体服务于组织的各个职能领域，并作为一个专注于以下方面的卓越中心：

1. 提供思想领导力、愿景和方向指引
2. 建立和维护 NN IP 的创新生态系统
3. 建立采用人工智能和大数据的最佳实践
4. 监督创新平台执行和协助的所有创新计划 / 项目
5. 支持同事通过教育和培训获得技术技能或投资技能

解决方案团队由来自技术（如数据工程师、数据科学家、软件工程师）和投资（如投资组合经理、分析师）部门的创新驱动者和主题专家组成。解决方案团队处理各种数据、数据科学与与工具相关的项目。

在建立创新团队时，首席投资官和首席运营官一致认为创新团队应由来自技术和运营以及投资部门的同事组成，结合各自领域的专业知识开发最佳解决方案。在管理团队中，创新主管和创新领域的负责人来自投资部门，而技术主管和项目负责人来自技术和运营部门。同样，在解决方案团队中，创新驱动人员和技术成员来自技术和运营部门，而高级用户是来自不同投资团队的投资组合经理和分析师，他们负责为项目提供商业视角。

创新团队本身是一个 T 型团队，融合了不同的技能，其中包括领域、创新和技术专长。表 2 按照 T 型技能谱呈现了创新和责任投资平台团队成员的各项技能。创新团队引入了对投资领域、数据科学和技术基础设施的深入知识，以构建可扩展的解决方案。结合 NN IP 基于设计思维、精益创业和敏捷方法的工作方式，这一模式创造了一种令公司能够专注于业务价值，同

图 7：创新职能



资料来源：NN 投资合伙人。

表 2：T 型创新和责任投资平台

	技术性技能	创新技能	投资技能
技术与运营部	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 软件工程师</li> <li>• 数据工程师和科学家</li> <li>• Scrum 管理员</li> </ul>		
创新平台	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 技术主管</li> <li>• 技术成员</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 项目主管</li> <li>• 创新驱动因素</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 创新主管</li> <li>• 创新领域主管</li> </ul>
投资团队	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 量化研究人员</li> </ul>		<ul style="list-style-type: none"> <li>• 投资团队主管</li> <li>• 基金经理</li> <li>• 分析师和策略师</li> <li>• 经济学家</li> </ul>

时允许创造力和适应性的结构。这种技能的结合有助于将公司的投资和技术职能有效地联系起来。T 型创新和责任投资平台专注于激发新想法，促进跨团队项目合作并创造创新解决方案，使 NN IP 在其投资过程中大规模应用人工智能和大数据。

## 角色和责任

创新和责任投资的负责人是投资管理团队的一部分，负责整个创新投资组合和责任投资。技术主管带来了丰富的技术知识和管理技术团队的专长。技术主管具有解决方案的技术知识，能够甄别解决方案中潜在的技术差距和风险。与创新领域主管协作，技术主管负责指导产品待办列表的优先级排序，并与产品负责人一起积极参与新创新产品战略的定义。

为了实现有效的协作和创建实用而创新的解决方案，创新团队与内部业务发起人展开密切合作。业务发起人向首席投资官报告，也是高级投资专家和投资团队的负责人。业务发起人通过承担创新项目成本，提供投资流程的具体洞察，并经常从其团队中提供资源来共同完成项目，从而为创

新职能带来额外的思想领导力和业务视角。创新项目中的优先级由执行发起人确定。

为了将过程创新和实践领导引入投资过程，创新领域领导、项目领导和创新驱动者都扮演着关键角色。投资流程有许多组成部分，这些组成部分是投资策略取得成功的关键所在。然而，如果我们着眼于元层面，它只需要两项投入：信息和使用信息的经验。这些信息可能是传统指标和金融因子，甚至是大数据因子。经验是指对信息的理解及其在作出明智决策中的应用。就这方面而言，人工智能和高级分析可以帮助增强人类在处理传统或新数据集时的经验。人工智能和机器学习技术可以识别数据集之间的非线性关系，并提供关于数据集特征的额外洞见。为了在投资过程中整合大数据和先进技术，项目领导和创新领域的领导（如战略研发领导和投资科学领导）负责提供其在投资、技术、和创新方面的方法，以确定通过人工智能和大数据实现投资流程创新的正确方针。

战略研发主管负责投资引擎的研究议程，从而对所有研究活动有一个完整的概览。这有助于

甄别正在研究大数据和人工智能的所有“蜂巢”内的协同领域。由于投资和数据科学职能之间的合作颇具挑战性，研发主管也需要带领数据科学家社区融入“蜂巢”，以促进在人工智能、机器学习、大数据及其投资应用领域的知识交流。研发主管的职责不仅是协调研究议程，而且还要将研究进展反馈给投资部门的高管和管理团队。更重要的是，研发主管也负责关于公司在采用人工智能方面应该关注和优先考虑哪些能力的讨论。研发主管还负责让管理团队、数据科学家和数据工程师以一种富有成效的方式参与讨论。此后，研发主管需要整合跨职能的人工智能能力，并对其整体成功负责。简而言之，研发主管负责围绕人工智能、机器学习和大数据在投资过程中的应用制定研究活动的战略方向，充当翻译人员，并在公司内领导新的人工智能能力开发。

投资科学主管负责管理创新团队的技术成员，如数据科学家和数据工程师。他们共同致力于利用人工智能、机器学习和大数据来开发新颖的投资解决方案，组织其他部门的投资专业人士可以利用这些解决方案来改善其投资流程。这些改进通常能提升效率或提高超额收益潜力。作为创新和责任投资平台的一部分，需要特别关注责任投资相关的机会，这些机会占创新举措投资科学组合的一半以上。此外，研发主管在进一步扩大优先作为战略方向的人工智能能力方面发挥着至关重要的作用。研发主管还负责积极收集来自内部实验的洞见，并与投资专业人士广泛分享，从而鼓励他们在投资流程中应用新兴技术。更重要的是，研发主管还扮演着创新大使的重要角色，与其他资深投资专业人士一起寻找新想法并传播洞见。团队技术成

员在投资科学主管的指导下开发的可操作和创新解决方案能够提供关于效率提升和超额收益机会的新洞见，从而加强团队的投资流程。

这两个创新领域的主管都是主题专家，因此扮演着知识工程师的角色，负责将投资专业知识和对新兴行业趋势的洞见转化为行动点，令在投资过程中应用人工智能、机器学习和大数据成为可能。

项目主管是对技术和投资都有足够的知识和理解的T型专业人士。他们也是创新方法和项目管理方面的专家，并与创新领域的主管密切合作，以确保该职能部门能以高效和结构化的方式运作。他们负责管理和执行创新过程中的特定元素。项目负责人和创新领域负责人也积极参与利益相关者管理。

## 创新流程

NN IP的所有大数据和人工智能项目都遵循其创新流程，通常包括以下步骤：

- 构思
- 探索
- 实验
- 执行
- 常态化 (BAU)

图8呈现了这个流程。

### 构思

行业内有着海量的数据和工具，而且还在不断增长，而且大多还不成熟，无法直接嵌入到投资流程中。与此同时，许多内部想法和举措都有些分散，还没有与战略达成相一致。构思大

图8：NN IP 创新过程



多发生在投资“蜂巢”中，由投资组合经理和分析师，以及团队中的技术人员一起勾勒出一个投资想法或定义一个投资挑战。这样的想法或挑战将上报给创新平台的项目主管并进行集中管理。

## 探索

探索想法 / 挑战，组建团队，定义团队的愿景和任务，确定工作范围。这些决策是由创新平台的管理团队做出的。此外，这一阶段将产生一系列关于投资想法 / 投资专业人士面临的挑战以及创新平台应对这一挑战的机会的假设。然后决定是否可以分配资源和专业知识来试验这个想法。

## 实验

目标是找到适合相关问题的解决方案。当制定新想法时，解决方案团队试图通过实验确定解决方案是否可行、可取。关键是要不断地与资深用户检查解决方案是否能真正解决他们的问题。使用构建 - 度量 - 学习这一方法并对解决方案进行微调、改变和否决，团队可以在必要时轻松地调整解决方案。

在这个阶段，解决方案团队以原型的形式开始一个命题，并寻求进一步将其开发成最小化可行产品 (MVP)。

## 执行 (试点、实施)

试点阶段是一个测试阶段，能够提供许多在实践中实施创新至关重要的经验。解决方案团队负责在试点环境中运行 MVP，以收集投资专业人士的反馈。在开始试点之前，团队会制定试点之后进一步开发产品 / 算法所需的成功标准。试点完成后，团队可以根据用户的反馈进一步开发项目。在实施阶段，将产品 / 算法集成到 NN IP 的业务操作中。通过令产品符合当前

的业务需求，需要对实施过程进行简化。在此阶段，创新平台仍负责项目的领导工作。

## 常态化

解决方案实施后，项目不再被视为创新平台项目。项目会根据其性质被移交给投资或技术职能部门。

## 门径管理流程

为了保持快速的节奏和较短的上市时间，NN IP 采用了一个门径管理流程。门径管理是团队和决策者举行的会议，用于“解锁”进入下一阶段的大门。应用门径管理有三个目的：

1. 遵循敏捷创新方法，实现“快速失败”。这样团队就能保持快速的节奏。
2. 通过与创新平台和用户达成明确的“完成定义”协议，创造透明的决策。
3. 通过稀缺性确定优先级；这将催生创造力和更好的结果。这意味着在这个过程中，公司会探索 / 试验许多想法，而只有最强有力的想法会坚持到进入 / 退出阶段。

在门径管理期间，创新团队将其创新项目展示给领导团队和业务发起人。演示结束后，小组成员可以就项目提出问题，并决定是否允许该项目进入下一阶段。门径管理是按一定的频率组织的。

## 对创新流程的影响：加强现有流程

该团队在整个组织中发现了可以利用人工智能和大数据技术改善当前投资流程或开发新方法的机会。下面是几个主要目的为增强现有流程的示例。

## 探索

想法源于对异常现象的另一项研究。每当算法发现异常时，无法确定公司面临了什么问题。



它可能是一个数据问题，理所当然的长尾问题，亦或可能是一个有趣的投资案例。为了解决这个问题，公司需要专家的意见。在异常检测算法的基础上，创新平台开发了一个前端流程使分析师能够检查最新一批备选证券，并提供他们的意见。为了减少过载，会重点显示能够决定入围资格的证券特性。此外，分析师不需要浏览数千种证券。然后，分析师的选择逻辑被“铭刻”在模型中，以改进备选证券生成过程。

## ImpuNet

在金融数据科学的世界里，没有缺失值的良好数据源是例外，而非常态。在可选数据和非结构化数据中尤其如此。基于自编码器去噪的思想，NN IP 团队提出了一种新的缺失值估计算法。自动编码器是一种基于神经网络的机器学习无监督技术。一般来说，自动编码器的目的是学习数据集的底层结构（例如特征之间的关系），而不是假设简单的线性。例如，根据确切的架构，自动编码器可以将一组（可能相关的）特征转换为一个较小的表示，该表示仍保留关于观察（例如，数据压缩任务）的大量信息。另一种流行的自动编码器称为去噪自动编码器，它可以用输入的值重建缺失的数据。这种方法可以从加速计算中受益，因此可以更好地扩展到具有大量样本和 / 或特征的大型数据集。其次，通过应用生成模型在训练过程中产生真实的缺失值模式，我们可以放松数据缺口的随机性假设，提高样本外的准确性。

## 对创新流程的影响：探索新兴技术和实验

以下几个例子的目标主要是开发以前 NN IP 并不具备的能力。

## 构建 NLP 能力，从非结构化文本中解锁价值

直到最近，大多数决策者主要依靠结构化和有组织的数据集来做出决策。这主要是由于在处理非结构化数据以获得有意义的洞见方面存在困难。随着最近新技术和处理能力的加速，大多数组织都在采用先进的技术来处理 80% 的工作量。而那些没有在这些工具和技术上投资的机构在做出关键决定时将面临 80% 的盲点。

NN IP 正在打造其在 NLP 技术中的能力，以有效和可扩展的方式管理和分析这些数据集。这种能力将改变 NN IP 的能力，将 80% 的盲点转化为 80% 的新洞见。NLP 能力由一个跨职能团队执行，该团队包括技术专家、主题专家和五个不同的投资团队。

## 超级预测者应用

人类的预测本质上是充满噪音的。<sup>22</sup> 有些人高估了未来事件发生的概率，而有些人则低估了相关概率。当汇集足够多的个体预测时，这些错误往往会相互抵消。这种现象被称为“群众智慧”。

通过追踪单个预测，就有可能确定群体中的“超级预测者”。通过给予他们的预测更大的权重，集体预测可以变得更加准确。此外，通过培训和反馈，个人可以不断提高其预测技能。

运用这些洞见，NN IP 开发了一个全新的“超级预测”应用程序。利用这个应用程序，NN IP 的投资专业人士将对各种市场相关话题进行定期预测。此外，用户将收到关于其表现的反馈，并学习如何逐步成为更好的预测者。这个应用程序获取的预测将被用作各个 NN IP 团队投资流程中的输入数据。

<sup>22</sup> 例如，参见 Mellers、Stone、Murray、Minster、Rohrbaugh、Bishop、Chen、Baker、Hou、Horowitz、Ungar 和 Tetlock (2015)。

## 第 4 章：人工智能和大数据应用之旅的高级阶段

可以理解的是，这一旅程的高级阶段是我们了解最少的阶段，所以我们只会做一些简短的介绍。读者可能可以在附带的英仕曼集团案例中找到他们问题的答案。

### 定义高级阶段金融机构的人工智能和大数据之旅的是什么？

从中级阶段到高级阶段的自然演变是人工智能和大数据技术真正融入整个组织的业务流程，覆盖前台、中台到后台，从全球总部到新兴市场的偏远“前哨”。严格地说，目前几乎没有哪家公司处于“最后”阶段，短期内可能也不会。不过，一些公司比其他公司更接近这个阶段。

先进阶段企业的另一个特征是先进的技术。我们认为只有行业的赢家才能“推进”到这一阶段，这需要他们能够应用优于同行的技术。

### 高级阶段公司应关注什么？

在高级阶段，T 型团队结构和流程将变得常态化。

T 型团队在其生命周期中的演变颇为有趣。其目的是解决一个特殊和关键的问题。在早期阶段，结构和过程保持简单，因为团队仍在试图掌握其中的诀窍。其重点是获得少量的“速赢”，在此期间运气可能和流程一样重要。结构和流程在中期阶段都扮演着重要的角色，因为获得大量正确的项目需要远远超过偶然发现的复杂能力。有趣的是，在这个“最后”阶段，结构和流程不再是重点。

这种变化有两个原因：一是现在的结构和流程已经在公司的每个人心中根深蒂固。项目团队

已经成为组织，因为这是他们的运作方式。另一个原因是，在这个阶段人才终于变得比结构和流程更为重要。这是最高水平的竞争。一个团队不能仅仅因为建立了正确的 T 型团队和流程就指望在行业中脱颖而出。团队的所有成员都需要在其领域做到极致，并交付可靠的结果。你可能会觉得你走了一圈又回到了原点。但如果你仔细分辨，就会发现表象之下都是新的元素，进而准备以更快的速度和更稳健的方式向前发展。这是一个崭新的世界。

---

*你可能会觉得你走了一圈又回到了原点。但如果你仔细分辨，就会发现表象之下都是新的元素，进而准备以更快的速度和更稳健的方式向前发展。这是一个崭新的世界。*

---

### 案例研究：英仕曼集团的 T 型团队

本案例由 Larry Cao (CFA) 编制。由英仕曼集团审阅。

2009 年春，时任英仕曼 AHL 研究主管的 Anthony Ledford 聘请了一名机器学习博士加

入团队。

再聘请一位拥有博士学位的人才并不罕见。该公司核心投资、研究和技术部门的许多员工都获得了 STEM（科学、技术、工程和数学）学科的博士学位。其他一些人则拥有经济或金融背景。但在当时，这些人员都没有机器学习背景。

事后看来，聘请机器学习专家具有重要意义：2009 年，机器学习的分支“深度学习”（deep learning）给科学应用（以及围棋）<sup>23</sup> 带来了革命性的变化，而大多数机器学习研究人员已经回避这一领域至少 10 年之久。这一事件发生后，谷歌、Facebook 和微软等科技巨头就开始关注深度学习，几乎聘请了所有他们能找到的机器学习专家。尽管如此，当时投资行业尚未对这一主题表现出任何真正的兴趣。

对机器学习很感兴趣的 Ledford 曾是一名学术统计学家，也是一名训练有素的数学家。他想看

<sup>23</sup> 请参阅 [https://deepmind.com/research/case-studies/alphago-the-story-so-far#what\\_is\\_go\\_](https://deepmind.com/research/case-studies/alphago-the-story-so-far#what_is_go_)。

看这些新技术是否可以应用于金融数据，以增强英仕曼 AHL 的系统性投资计划。他和他的团队的发现对今天希望在各自的投资过程中应用人工智能和大数据的专业人士来说仍然有用。

Ledford 的团队参与的第一个机器学习项目之一是使用一种称为支持向量机 (SVM) 的机器学习工具构建一个多 / 空交易信号原型，部分目的是获取将机器学习应用于金融数据的经验。尽管该团队非常了解这个问题领域，但他们让 SVM 去发现一组数据输入（或就机器学习而言的特征）和一组预先价格变化（目标）之间的关系。当然，也有其他机器学习工具可供选择，但团队必须从某个工具着手。

结果？SVM 的“发现”与英仕曼 AHL 团队已经知道的预测关系相关！

事后看来，这并不奇怪。SVM 只是捕捉了非机器学习模型已经利用的相对较强的数据模式。经验教训：如果要通过机器学习发现新的关系，就需要“引导”搜索避开已知关系，或者专注于不同的数据。

尽管没有因此而气馁，但随着这些知识的积累，该团队后来应用了一套不同的机器学习工具来开发新的多 / 空交易信号。这一次，结果看起来与英仕曼 AHL 已经采用的交易信号有所不同，并可能提供有用的分散投资洞见。

回顾当前的经验，Ledford 认为团队从这个过程中学到了很多，进而适应了机器学习模型并掌握了应用机器学习模型的宝贵知识。这些只是这个谜题的第一部分，随着团队规模的扩大，团队在接下来的几年里进行了大量的研究和实验。2014 年，英仕曼 AHL 的第一批机器学习模型与客户资产一起上线。随着时间的推移，其机器学习团队不断拓展并建立了一个平台，目前该平台不仅为英仕曼 AHL 提供支持，而且还扩展到整个英仕曼集团。下面是他们的故事。

## 引言

英仕曼集团是一家总部位于伦敦的全球投资管理公司，截至 2021 年 6 月 30 日管理资产规模逾 1,350 亿美元。公司旗下各种投资子公司（包括英仕曼 AHL 和英仕曼 GLG），分别管理不同的

投资，但共享集中的基础设施，包括一个共同的技术平台。

在本例中，我们考察了系统性投资管理机构英仕曼 AHL 和全权委托投资管理机构英仕曼 GLG 的 T 型团队。我们纳入了两家机构如何进行跨职能合作，在各自的投资流程中应用各种人工智能和大数据技术，以及集中化的英仕曼数据科学团队如何为两家机构的运营提供支持。

## 英仕曼 AHL

如上所述，英仕曼 AHL 早在 2009 年就开始试验人工智能 / 机器学习技术。目前，该公司在客户投资项目中应用了人工智能 / 机器学习和大数据技术，包括深度学习、贝叶斯机器学习、模式匹配、强化学习和自然语言处理 (NLP)。该公司利用广泛的数据源和数据类型作为这些投资模型的输入，从传统的市场来源价格和数量数据到商场客流量、最新的消费者支出和网络流量趋势、天气预报和基于文本的文章，其中包括公司文件 / 公告、大宗商品报告和采访记录。

英仕曼 AHL 对机器学习应用的“初体验”给出了一个极其重要的经验教训：这些工具本身相当强大，但如果要实现新的效果，则需要仔细部署。虽然重新发现已经了解的东西能让人感到安心，但这并不能带来分散投资效应——这是所有量化交易研究人员所追求的目标。有了这种认识，当 Ledford 和团队决定再给机器学习模型一次机会时，他们知道他们必须找到真正能够实现分散投资的东西。要么调整机器学习工具来避开已经掌握的信息（例如，放弃与现有信号相似的信号或中和这些底层数据），要么需要扩大搜索的特征和目标范围。

后来应用于客户投资项目的机器学习模型经历了与所有英仕曼 AHL 原型模型在客户投资过程中同样严格的测试过程，从内部同行审查到公司自有资金的交易测试。唯一的区别在于检查的数量。机器学习模型和信号与英仕曼 AHL 已有的模型和信号之间存在明显差异，因此需要进行更多的检查。该模型在实时交易和模拟交易中的表现类似，确认了回测假设的准确性，并最终获准应用于客户交易。

回顾过去，Ledford 认为原始的机器学习研究建模与强验证和测试交易过程相结合可以产生一个稳健的策略。当机器学习模型在 2014 年可以应用于客户投资组合构建时，该公司也处于有利地位，因为英仕曼 AHL 已经制定了一个客户投资计划，其投资委托是寻求与主流量化信号相关性较低的分散投资策略，这令其特别适合应用机器学习策略。该公司也遇到了一个好时机，因为该策略在应用于客户投资组合后不久就产生了正回报。不管是什么原因，这段经历让高级管理层有信心批准在英仕曼 AHL 建立机器学习团队。

机器学习团队的建设从 2015 年开始，英仕曼 AHL 在招募机器学习人才方面与科技巨头展开了正面交锋。

## 团队

目前，英仕曼 AHL 的核心投资团队围绕三个职能构成：研究与投资、技术和数据实施。

- 研究与投资：负责投资和监控客户的投资组合，并开发该过程中使用的模型。

该部门除了机器学习团队外，还包括一些独立的团队，包括专注于波动性、信贷、流动性策略、宏观、股票和快速交易的团队。这与系统性投资操作非常相似。英仕曼 AHL 的“quants”（量化交易分析师）通常拥有高等学位或在不同领域进行过博士后研究，如计量经济学、数学、统计学、计算机科学 / 人工智能或工程。

这些团队成员中的绝大多数都有数据工作的实际经验。这些技能通常是在“实战”获得的，尽管并不一定在投资领域。不过，他们通常需要在英仕曼 AHL 接受几年的在职培训才能有效地处理财务数据。Ledford 现在是英仕曼 AHL 的首席科学家，他认为由于低信噪比和经常发现的非平稳关系等问题，机器学习技术经常与金融数据“不兼容”。要让 ML 在投资中发挥作用，通常需要很多教科书中没有的知识和判断力。这符合我们在《AI Pioneers in Investment Management》(CFA

Institute 2019a, 第 14 页) 中讨论的将人工智能和大数据应用于投资的第二个障碍。

- 技术：负责维护团队用于开发模型和管理投资的技术平台。

技术部门的工作人员通常拥有计算机科学的高级学位（通常来自领先的研究型大学）。英仕曼 AHL 的技术人员与研究部门密切合作，开发和维护日常生产以及整个生产部门采用的交易策略，这使得投资策略的有效实施和可靠执行成为可能。他们还负责创建研究工具和框架来提高研究速度。

2011 年，英仕曼 AHL 在投资和技术部门改用 Python，明显简化了整个公司的工作流程。在此之前，研究人员使用 R 和 MATLAB 等编程语言，而技术人员在 Java 和 c++ 环境下部署生产系统。Ledford 认为，切换到 Python 是一个幸运的选择，取得了意想不到的效果。例如，与使用独立计算语言的时代相比，当今的研究和技术小组的协作更加紧密，而且与使用 Python 之前存在的不同小组相比，他们一起组成了一个更具连续性的“研究到技术”合作体系。

- 数据实施：负责确保所需的现有和新的管线数据集可用，并可集成到支持投资流程的平台和工作流程中。

该部门执行与英仕曼集团数据科学团队类似的角色，重点是确保与英仕曼 AHL 平台的兼容性。有关这一职能部门所需的特定角色和技能的更详细讨论，请参阅“英仕曼数据科学团队和其他集中资源”一节。

从标准 T 型团队的角度来看，刚刚描述的研究和投资职能与标准投资职能之间紧密匹配；技术职能与数据实施职能则共同协作，扮演标准技术职能的角色。从研究流程的讨论中可以明显看出团队领导和研究人员如何发挥创新职能的作用。

Ledford 坚持认为，在英仕曼 AHL，上述职能之间的区别并不稳定，所有员工都会密切合作，有些员工在团队中扮演着可互换的角色。

## 研究流程

“我们从大量的想法开始，我们需要弄清楚哪些想法有可能为我们的投资者带来可持续的回报。”

— 英仕曼 AHL

说到投资，细节决定成败。成功的投资团队在很大程度上遵循同样的原则，即一个久经考验的想法生成流程，以及审查这些想法并为其优先排序的能力。在本节中，我们将重点介绍英仕曼 AHL 的研究机构如何运作。

表 3 显示了英仕曼 AHL 的研究过程可以被分为四个阶段，在这四个阶段之间有三个里程碑。

在第一阶段，研究人员（包括机器学习专家）会产生无数灵感来自不同领域的学术和行业研究的想法。数据科学团队将在有需要的领域与研究人员合作进行数据采集。准确和全面的数

据采集（通常为自动进行）至关重要。然后，将各种假设以模拟交易 / 回溯测试的方式进行检验，以揭示每个策略在多个市场周期中的表现。

为了确保模型的可靠性，研究人员还会进行敏感性分析，并分析不同历史环境下的表现。里程碑 1 的审查员通过检查可能存在的问题来帮助审查策略，例如，对一个地区或行业的敞口过大，或者是回撤过大或交易成本过高。若经风险调整后回报看似颇具前景（即信号强烈且在样本内和样本外期间一致，风险保持在适当水平，与现有策略的相关性表明有着可观的分散投资潜力），然后构建该策略的生产版本，并组织审查以寻求开始测试交易的批准。

里程碑 2，即 test-in 评审，是一个重要的里程碑，因为它通过生产标准实施代码将投资策略从一个研究想法“升华”为回溯测试模拟。由于其重要性，这也是整个多职能团队开始全面参与

表 3：英仕曼 AHL 的研究流程

阶段	监督
第一阶段：投资思路生成和模拟交易（回溯测试）	
<b>里程碑 1：研究审查</b>	两名具有适当专业知识的独立审查员。研究结果是否足够强大，可以开始实施生产版本？
第二阶段：测试交易 - 实施	
<b>里程碑 2：Test-In 审查</b>	负责研究审查的同一批人。 来自技术、风险、合规和交易执行的代表。 测试交易开始前所有的检查都要通过。
第三阶段：测试交易 - 结论	
<b>里程碑 3：Test-Out 审查</b>	首席投资官、首席风险官 / 风险官、首席合规官 / 合规官、技术、执行。 该策略是否按照预期执行？ 所有问题都解决了吗？
第四阶段：允许应用于客户交易	在一个合适的客户投资计划中分配在管资金（最初通常只分配一小部分风险预算）。

的阶段。对相关策略从假设的有效性到实施效率进行全方位的评估。技术团队将彻底审查代码以确保其能够反映研究人员的意图，得到可靠的实现并复制了原始的研究结果。首席风险官（或风险团队代表）将决定策略是否遵循可接受的风险参数。合规部门将确保策略符合所有相关规则。执行团队将提供其意见，以确定该策略是否有可能在实际交易中取得类似于模拟交易的结果。如果这个策略得到大家的认可，就可以开始测试交易。在这个阶段，公司会使用自己的资金进行交易（也就是说，不会用客户的资金冒险）。

一旦积累了合适的实际交易经验就需要进行另一轮审查，以确定该策略是否可以结束测试交易（里程碑 3，“test-out 审查”），以及是否可以应用于客户投资。测试交易的持续时间并不固定；例如，若一种策略与现有策略明显不同，那么就需要更长的周期，就像前面讨论的机器学习策略一样。审查测试交易期间出现的问题及其解决方式，并根据测试交易期间的模拟交易研究损益验证已实现损益。

Test-out 审查是整个流程中最重要里程碑，因为只有进入客户交易环节，该策略才能使英仕曼 AHL 投资计划中的投资者受益。Test-out 审查的参与者与 test-in 审查的参与者相同，但增加了高管代表。这些策略需要获得完全的授权才能应用于客户交易策略，其涉及的责任重大。参与者需要仔细检查实际交易结果，确保其表现与模拟交易一致。运营和执行团队必须给出建议。若所有的检查都得到满足，相关策略则可以进入最后阶段，能够应用于客户交易。

在第四阶段，投资组合经理和首席投资官将逐渐为该策略配置资金，同时继续监控其风险、回报和分散投资表现。最初的研究团队会继续承担对策略进行持续监控和对模拟交易进行验证的责任，以确保最了解该策略的人员能够对其保持关注。对整个客户交易组合的所有策略也会进行定期审查。

简而言之，这就是单个策略如何从一个想法变成投资流程的一部分的过程。尽管首席投资官负责监督由投资、执行、风险和合规团队支持的整个流程，但单个投资策略研发团队有着高度的自主权，每个团队都有自己的专业研究和资源。而且，大多数计划的发起仍是“自下而上”的，而高管团队则负责甄别较长期的机遇和主题。通常在任何时间点都有数十种策略被研究和测试，公司也会定期召开会议以支持这些流程。相反，项目会议会经常召开，但只在需要时才召开，这些会议并不遵循特定的时间表。从最初的研究到测试交易，再到应用于客户的投资组合通常需要耗时数月。

Ledford 认为协作文化还包括仔细记录研究成果，无论有效与否，这样所有团队都能从先前进行的研究中受益，并从中吸取教训。

## Oxford- 英仕曼量化金融研究院

在 Oxford- 英仕曼量化金融研究院 (OMI)，我们的目标是开展能够解决金融业面临的关键问题的杰出学术研究。我们创造了各种新的工具和方法，以获取对金融市场的深度洞见——了解金融市场的行为、如何变得稳定或不稳定的以及如何从超出人力范围的各种数据中提取价值。... 我们通过学术创新和外部参与的独特结合来实现这一目标。

—— Stephen Roberts 教授，OMI 院长和牛津大学工程科学系机器学习主任

本着通过与学术界合作催生有趣的投资研究想法和技术并为金融界和学术界提供合格的博士级量化金融研究人员储备的精神，英仕曼集团和牛津大学 (University of Oxford) 于 2007 年联合成立了以学术为重心的 Oxford- 英仕曼量化金融研究院 (OMI)。自 2016 年以来，OMI 一直专注于学术机器学习和数据分析研究，并将其应用于量化金融。

OMI 进行的学术研究可能包括一些表面上与投资无关的领域，比如超新星识别技术。然而，即使在这些技术领域，Ledford 和他的团队也看到

了将其应用于选股的潜力。<sup>24</sup>他表示关键在于甄别同样形状的问题。超新星应用程序结合了许多关于天文照片是否显示了超新星的相互矛盾的观点，而选股应用程序结合了许多分析师关于股票价格是否会上涨的相互矛盾的建议。本质上是相同的机器学习问题，但特征和目标却不同。

事实上，Ledford 认为，要在金融应用中部署机器学习就必须了解其在其他应用领域中的成功之道，因为几乎没有任何机器学习技术起源于金融。他指出，成功所需的其他要素是在超额收益驱动因素、建模技术、交易频率和可交易工具 / 市场等领域寻求分散投资。

## 英仕曼 GLG

英仕曼 GLG 是英仕曼集团的全权委托投资引擎。它在股票和信用债策略中使用人工智能和大数据技术方面有着悠久的历史。2019 年 9 月，在英仕曼 AHL 股票团队工作了 9 年的资深人士 Paul Chambers 被选为英仕曼 GLG 量化分析部门的负责人。此后，人工智能和大数据技术的应用变得更为成熟。

## 团队

英仕曼 GLG 的投资团队由 (1) 全权委托投资组合经理及其各自的分析师团队和 (2) 量化团队组成，其中包括量化研究人员和技术人员。量化团队的结构类似于前面描述的英仕曼 AHL 团队。每个全权委托投资组合经理团队都重点聚焦一个独特的区域、行业或风格；每个团队都有自己的专属分析师。

GLG 成立于 1995 年，是一家全权委托投资机构，2010 年被英仕曼集团收购。全权委托投资团队的构成和背景没有太大变化。角色与典型的全权委托投资管理机构也没有太大区别：分析师负责研究公司，投资组合经理做投资组合决策。

量化团队的目标是帮助全权委托投资组合经理实现更高的盈利。此外，量化分析师直接利用他们的模型为一些投资组合展开交易。

在采访 Chambers 时，他声称量化研究人员和技术人员的理想比例是 1 : 1，但像 Ledford 一样，他也认为量化研究人员和技术人员之间的界限越来越模糊。他们对编码有着相似的兴趣，通常都来自科学研究领域。他们的行业背景和经验水平可能各不相同，包括刚毕业的物理学博士和奇异期权的资深交易员，但总的来说，他们的目的是从数据中提炼出可操作的洞见。

## 研究流程

这两个职能部门是如何一起工作的？没有标准的流程供团队遵循，但这种协作通常会采用两种方式之一。

投资组合经理经常会有一些没有经过科学研究的特定假设 / 直觉。量化团队可以完全用数据支持、强化或否定这个理论。英仕曼 GLG 的投资组合经理们现在可以在调查研究他们的理论时查看一个洞察看板，这样他们就可以将他们的理论付诸实践。

或者，量化分析师定期向投资组合经理提出自己的想法。他们所依赖的数据可能来自许多来源，包括外部来源和投资组合经理行为的内部数据。

Chamber 认为这两种方法的应用比例约为 50%。在必要的时候，他帮助划分量化项目的优先级。相比之下，投资组合经理会自行确定提交给量化分析师的请求的优先级。

这两个职能部门的办公区域位于同一层楼；事实上，英仕曼 AHL 投资团队的所有员工也都在同一楼层办公。Chambers 表示，公司鼓励全员共享研究成果和展开研究合作。考虑到投资流程的不同，这些洞见通常能以不同的方式纳入投资组合，但保持研究议程的透明度对每个人都有帮助。

<sup>24</sup> 参见 Bew、Harvey、Ledford、Radnor 和 Sinclair (2019)。

例如，全权委托投资者可能使用基于实时新闻的信号来做出对某只个股的决定。相反，量化团队可能使用相同的数据交易一个投资领域中的所有 3,000 只股票，并从多个标的非常小的预期回报中获利。

英仕曼 GLG 团队还与数据科学团队密切合作。英仕曼 GLG 团队可能会带着特定的数据源去找数据科学团队，后者将以项目经理的身份与所有内部和外部相关方一起工作，以获取数据并迅速将其引入内部应用。英仕曼 GLG 团队还可以要求提供数据科学团队在寻找和审查数据供应商时所需的特定数据。最复杂的要求是以问题的形式出现的，数据科学团队需要研究所涉及的问题，并找到正确的数据来解释这些问题。

Chambers 强调，在当今时代，投资团队能够以多快的速度将数据加以利用有着非常重要的影响。英仕曼 GLG 的项目周转时间现在已经从数月缩短为几周。因此，与数据科学团队密切合作和与其他投资团队展开协作在这方面都有帮助。

在接受采访时，他表示，

我认为创新（结合最新的数据和分析）一直是全权委托投资经理取得成功的关键。话虽如此，这需要非常重大的投资和一套特殊的专业知识。系统性投资者也是如此，他们需要越来越努力地工作来维持回报水平。幸运的是，英仕曼集团同时具备这两方面的人才，所以我们可以互相利用彼此的技能。我不认为整合最新的数据技术只是一个可选的方案；那些无法跟上时代的公司面临着回报下滑和最终倒闭的风险。我想说的是，这种观点在我们的团队和客户中是相当一致的。

## 英仕曼数据科学团队和其他集中资源

随着英仕曼集团内不同的投资部门开始在自己的投资流程中加大对大数据的探索和应用，公司的执行委员会开始意识到需要一个负责处理大数据的中央职能部门，让其担任整个集团的共享资源。从理论上讲，大数据产生的信号

应该能够在总体上增加投资流程的价值，无论是系统性策略还是全权委托策略。

## 团队

中心职能部门是在 2020 年初创建的，共有 8 名员工，现在已经发展到 15 人，分别常驻英仕曼集团的伦敦和波士顿办事处。其结构现在已经扩展到包括以下四个团队。

- 数据来源和策略

这个子团队通常被称为“数据侦察员”，管理着整个数据获取生命周期，这个周期通常从投资经理的请求开始，再到法务和合规审查。典型的工作日程安排包括寻找新的数据供应商，维护供应商关系，参加每周和每月的投资经理会议，了解他们的需求并帮助解决与数据相关的问题。这个小组会不断深入数据社区，为投资团队带来新的和有趣的数据集进行评估。

团队成员所需的背景各不相同，包括商业、技术、金融和数据科学。关键在于需要对大数据领域的了解，包括数据点和市场上的供应商，以及对大数据如何融入投资难题的理解。

- 数据科学家

这就是奇迹发生的地方。数据科学家的目标是将原始的、非结构化的数据转化为投资团队的洞见。大数据容易产生噪音，处理起来很有挑战性。这个子团队的主要挑战是从看似随机的数据堆中提炼出可供投资团队使用的洞见。这个过程与英仕曼 AHL 的研究人员所做的工作并没有太大的不同，只是这里的最终结果不是创建一个股票预测或投资决策，而是从数据中传达可以供量化研究人员或投资组合经理应用的洞见。因此，数据科学家还需要与投资经理密切合作，后者是其洞见的最终用户。此外，数据科学家会利用技术引入各种分析工具，为英仕曼集团的投资团队提供帮助。

数据科学家通常拥有计算机科学博士学位或类似学科的高级学位，如统计学、科学或金



融。有些也是特许金融分析师。关键是需要具备编程能力（最好是掌握 Python），以及处理“大数据”的能力（即能够处理非结构化和 / 或海量的数据,并成为出色的数据“故事讲述者”）。

- 数据科学工程

这些技术专家经常接受计算机科学方面的培训，尽管并不总是需要博士学位。这些专家“嵌入”英仕曼的数据科学职能部门。他们负责支持数据科学家，他们的主要作用是建立和维护数据平台基础设施，从而加快向投资经理获取数据的过程。

他们通常以两名数据科学家对一名数据工程师的比例与数据科学家配对。这一比例高于其他行业，因为英仕曼集团的一些数据工程师在这个团队之外的集中式团队工作。

- 数据管理

这个子团队负责为英仕曼的投资模型和投资组合提供数据的生产方面的工作。该团队管理着英仕曼集团的中央安全主控室，负责数据标签和元数据、质量保证和数据管理工具。这个团队的员工背景也各不相同；但是，编程能力（最好是使用 Python）是一个关键要求。

## 流程

数据收集和策略团队每月会与所有投资团队会面，审查投资主题和相关数据要求。治理委员会负责管理治理框架，并确保新的数据生产管线中的数据合规性。

典型的流程从概念验证开始，在这一过程中通常需要一份试用协议。在试验阶段，数据科学家会与供应商展开合作，为投资团队将洞见进行吸收、转换、策划和可视化处理。一旦验证成功，团队需要获得法务和合规团队的批准，并与供应商签署商业数据许可协议。投资团队根据数据使用情况分担成本。

中央职能部门取得成功的关键因素是敏捷性和可见性。四个跨职能团队需要不断的沟通。他们每天需要参加“跨团队站会”、数据发现博客

和每月“数据演示”，以确保对所有成员的透明度。可见性是确定优先级和敏捷性的关键。其核心职能是持续与投资团队合作，确保他们了解大数据应用的成败。也就是英仕曼数据科学中心团队的负责人 Hinesh Kalian 在采访中所说的让“每个人都知道”。

## 集中执行和技术职能

除了数据科学团队，英仕曼集团还拥有集中的执行和技术职能部门。正如投资行业的惯例，英仕曼集团也拥有集中化的风险、合规、法务和其他公司职能部门。我们在这里将介绍集中式执行和技术职能部门的一些重要亮点。

2017 年，英仕曼集团将执行研究、执行技术与英仕曼 AHL、英仕曼 GLG 和英仕曼 Numeric 的交易团队合并。合并后的团队现在为英仕曼集团所有投资部门的交易执行需求提供服务，包括其自有的研究、技术和交易执行职能。执行研究人员与英仕曼 AHL 和英仕曼 GLG 的量化研究人员类似，但他们也对交易和交易所有着深入的了解。如今，大部分交易都是全自动处理的；然而，在人力技能仍然具有实质性优势的情况下（例如，在流动性有限的市场，或在电子执行不可行或不完善的市场），柜台交易员仍发挥着不可或缺的作用。交易执行团队负责确保所有交易有效执行，并坚持最佳执行。

除了英仕曼集团每个子公司的技术人员和管理该部门特定技术需求的数据科学团队之外，还有一个平台团队专注于前台的量化计算需求。其职权范围涵盖了整个数据工程职能，包括

- 维护研究和交易中使用的数据库和数据平台工具；
- 支撑交易系统的电脑基础设施；
- 用于研究的高性能计算集群，特别是用于数据科学和机器学习工作的大型 Spark 集群；和
- 英仕曼集团业务范围内的量化分析师和工程师使用的研究和开发工具。

此外，一个集中式的英仕曼集团技术职能部门容纳了负责满足公司 IT 需求的团队。这些需求包括台式电脑、笔记本电脑、手机、所有的财务、项目和报告工具、订单管理与结算系统、投资记录簿、数据库、数据中心以及云端服务。NLP 平台采用集中式架构，现由英仕曼集团的技术团队管理。

## 主要经验总结

### 设计自有的 T 型团队

T 型团队结构和流程是强调团队目标高于职能部门或个人目标的组织结构和流程的一般模型。为了使其以最有效的方式运作，英仕曼集团的运作方式与典型的投资公司有所不同。公司做这样的选择有以下三个理由：

1. 从历史上看，英仕曼 AHL 的核心投资、研究和技术部门的员工有着相当相似的背景。因此，当拥有共同知识和技能的职能部门之间存在流动性时，对具有不同元素的严格 T 型结构的需求就变得不那么强烈。
2. 工作人员已经熟悉了研究流程，或多或少已经成为每个人的习惯并且进行得非常顺利。
3. 最重要的是，作为前两个原因的补充，英仕曼集团已经培养了一种合作、透明和问责的文化，并由同行评审流程提供保障。

### 打破“筒仓”

“筒仓”可以有很多种形式，但它们有一个共同的令人不快的特点，这对团队并最终实现组织的目标没有帮助。公司架构中的不同投资部门或投资部门中的不同职能部门都很容易成为他们自己的“筒仓”，并将自己的利益放在首位。

英仕曼集团已经有意识地通过建立团队来避免“筒仓”的负面影响。将来自不同职能部门的不同文化和技能的专业人士放在一个团队中可以帮助他们更顺利、更有效地合作。流程中的流动性有助于加强团队的利益和目标。

### 让激励机制保持一致

英仕曼 GLG 首席执行官 Teun Johnston 做出了一个有意识的决定，在公司中嵌入一个量化团队，以便使整个英仕曼 GLG 团队的激励措施保持一致。对全权委托投资组合经理和量化分析师的评估更注重整个投资团队的表现，以及团队中的每个专业人员如何与团队目标保持一致。

全球委托投资经理对在其流程中使用人工智能和大数据持怀疑态度的现象并不奇怪，尽管这些技术往往会提升而不是拖累其业绩（CFA Institute 2019b，第 16 页）。克服这些最初的障碍显然很重要。共同的目标和一致的激励将显著缓解投资组合经理的担忧。

同样，这也清楚地说明了量化团队对于实现超额收益不可或缺，也是这个过程中平等的合作伙伴。

### 聘请机器学习专家

这是一个可能被忽视的重要问题。许多良好分析师可以开展机器学习工作，但若要达到最高水平，团队仍需要机器学习方面的专家。

机器学习已成为一个如此独特的学科，没有专门的培训和工作经验的人员很难达成最好的结果。尽管其流程具有流动性，但英仕曼集团高度重视每位专业人员为团队带来的特殊技能。

## 参考资料

- Albanese, Robert, and David D. Van Fleet. 1985. "Rational Behavior in Groups: The Free-Riding Tendency." *Academy of Management Review* 10 (2): 244–55.
- Bean, Randy. 2020. "Why Culture Is the Biggest Barrier to Data Success." *MIT Sloan Management Review* (30 September).
- Bew, David, Campbell R. Harvey, Anthony Ledford, Sam Radnor, and Andrew Sinclair. 2019. "Modeling Analysts' Recommendations via Bayesian Machine Learning." *Journal of Financial Data Science* 1 (1): 75–98.
- CFA Institute. 2019a. "AI Pioneers in Investment Management" (September). [www.cfainstitute.org/-/media/documents/survey/AI-Pioneers-in-Investment-Management.ashx](http://www.cfainstitute.org/-/media/documents/survey/AI-Pioneers-in-Investment-Management.ashx).
- . 2019b. "Investment Professional of the Future" (May). [www.cfainstitute.org/en/research/survey-reports/investment-professional-of-the-future](http://www.cfainstitute.org/en/research/survey-reports/investment-professional-of-the-future).
- Eric, Mihail. 2020. "A Complete 4-Year Course Plan for an Artificial Intelligence Undergraduate Degree" (May). [www.mihaileric.com/posts/complete-artificial-intelligence-undergraduate-course-plan/](http://www.mihaileric.com/posts/complete-artificial-intelligence-undergraduate-course-plan/).
- Fontaine, Tim, Brian McCarthy, and Tamim Saleh. 2019. "Building the AI-Powered Organization." *Harvard Business Review* (July–August). <https://hbr.org/2019/07/building-the-ai-powered-organization>.
- Goasduff, Laurence. 2019. "3 Barriers to AI Adoption." *Smarter with Gartner* (18 September). [www.gartner.com/smarterwithgartner/3-barriers-to-ai-adoption/](http://www.gartner.com/smarterwithgartner/3-barriers-to-ai-adoption/).
- . 2020. "Avoid 5 Pitfalls When Building Data and Analytics Teams." *Smarter with Gartner* (9 July). [www.gartner.com/smarterwithgartner/avoid-5-pitfalls-when-building-data-and-analytics-teams/](http://www.gartner.com/smarterwithgartner/avoid-5-pitfalls-when-building-data-and-analytics-teams/).
- Hansen, Morten T. 2010. "IDEO CEO Tim Brown: T-Shaped Stars: The Backbone of IDEO's Collaborative Culture." *Chief Executive* (January 21).
- Hansen, Morten T., Nitin Nohria, and Thomas J. Tierney. 1999. "What's Your Strategy for Managing Knowledge?" *Harvard Business Review* (March–April).
- Hupfer, Susanne. 2020. "Talent and Workforce Effects in the Age of AI: Insights from Deloitte's State of AI in the Enterprise, 2nd Edition Survey." Deloitte Center for Technology, Media & Telecommunications. [www2.deloitte.com/content/dam/insights/us/articles/6546\\_talent-and-workforce-effects-in-the-age-of-ai/DL\\_Talent-and-workforce-effects-in-the-age-of-AI.pdf](http://www2.deloitte.com/content/dam/insights/us/articles/6546_talent-and-workforce-effects-in-the-age-of-ai/DL_Talent-and-workforce-effects-in-the-age-of-AI.pdf).
- Karau, Steven J., and Kipling D. Williams. 1993. "Social Loafing: A Meta-Analytic Review and Theoretical Integration." *Journal of Personality and Social Psychology* 65 (4): 681–706.
- McKinsey & Company. 2020. "The State of AI in 2020" (17 November). [www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/global-survey-the-state-of-ai-in-2020](http://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/global-survey-the-state-of-ai-in-2020).
- Mellers, Barbara, Eric Stone, Terry Murray, Angela Minster, Nick Rohrbaugh, Michael Bishop, Eva Chen, Joshua Baker, Yuan Hou, Michael Horowitz, Lyle Ungar, and Philip Tetlock. 2015. "Identifying and Cultivating Superforecasters as a Method of Improving Probabilistic Predictions." *Perspectives on Psychological Science* 10 (May): 267–81.
- NewVantage Partners. 2020. "NewVantage Partners Releases 2020 Big Data and AI Executive Survey." *Business Wire* (6 January). [www.businesswire.com/news/home/20200106005280/en/NewVantage-Partners-Releases-2020-Big-Data-and-AI-Executive-Survey](http://www.businesswire.com/news/home/20200106005280/en/NewVantage-Partners-Releases-2020-Big-Data-and-AI-Executive-Survey).
- Oh, Rachel, and Peter Maldonado. 2021. "The Rise of AI in Stanford's CS Curricula." *Stanford Daily* (4 February). [www.stanforddaily.com/2021/02/04/the-rise-of-ai-in-stanfordcs-curricula/](http://www.stanforddaily.com/2021/02/04/the-rise-of-ai-in-stanfordcs-curricula/).
- Squirrel, Douglas, and Jeffrey Fredrick. 2020. "Solving the Problem of Siloed IT in Organizations." *MIT Sloan Management Review* (7 July). <https://sloanreview.mit.edu/article/solving-the-problem-of-siloed-it-in-organizations/>.
- Susskind, Richard, and Daniel Susskind. 2015. *The Future of the Professions: How Technology Will Transform the Work of Human Experts*. New York: Oxford University Press.
- UOBAM. 2019. "UOB Asset Management and Value3 Advisory to Launch AI-Enabled Credit Rating Platform in ASEAN for More Effective Bond Investments." Press release (13 November). [www.uobam.com.sg/web-resources/uobam/pdf/uobam/about-us/media-releases/news-rls-uobam-MOU-with-Value3.pdf](http://www.uobam.com.sg/web-resources/uobam/pdf/uobam/about-us/media-releases/news-rls-uobam-MOU-with-Value3.pdf).

## 鸣谢

我们感谢 Anthony Ledford (英仕曼集团和 Oxford-英仕曼 Institute)、Bilian Ni Sullivan (香港科技大学) 和 Giorgio Valente (香港货币及金融研究中心) 提出的有益意见、建议和评价。我们与在法兰克福、香港、伦敦、蒙特利尔、上海、深圳、新加坡、悉尼、东京和多伦多举办的 CFA Institute、CFA Society 和行业活动的演讲者和参与者进行了交流, 使我们的项目受益匪浅。

## CFA INSTITUTE 员工

曹实，CFA，金融分析研究高级总监

**作者**

Rhodri Preece，CFA，金融分析研究高级主管

**编辑**

Paul Andrews，研究、倡导和标准部总经理



**CFA Institute**

[www.cfainstitute.org](http://www.cfainstitute.org)  
[info@cfainstitute.org](mailto:info@cfainstitute.org)