

AI 招聘自动化白皮书

技能 · 流程 · 智能体工程



序章

AI 让招聘「看起来更快、却没有更准」

过去两年，几乎每一份 HR 行业报告都在讲同一个好消息：招聘变快了。SHRM 2026 年的调研里，全球企业招聘中位周期从 44 天缩到了 39 天。

可在 Gartner 2025 年 10 月的另一份 AI in HR 调研中，88% 的组织在 AI 部署一年后仍未看到明显的业务价值；Deloitte 2026 年的追问更直接：60% 的员工手边已经能用上 AI 工具，但真正把 AI 变成组织生产力的企业，只有 20%。

同一批 AI 工具，铺得越广，越像是把速度做上去了，把价值留在了原地。这也是本次白皮书想放在开篇的判断题：AI 让招聘看起来更快，是不是也真的更准？

一、效率维度：速度有了，关键指标没跟上

SHRM 的数据把招聘变快这件事说得足够清楚：中位周期 44 天缩到 39 天，这 5 天的进步离不开 AI 工具的加持。但把 SHRM 2025 年的另一组数据翻出来，就没那么乐观了。

非高管岗位的中位招聘周期，2021 年是 33 天，到 2025 年涨到了 44 天，四年涨了 33%。与此同时，每次成功招聘需要跑的面试场数，从 2021 年的 14 场涨到 20 场，涨幅 42%。

也就是说，虽然招聘周期看上去平均被 AI 拉快了五天，但更多作为关键岗位的非高管岗，反而越招越慢，还越招越重。5 天进步和 4 年间的倒退，这是第一个反差。

再看工具效果。SHRM 2025 年追踪了 AI 在 HR 场景的三项自评指标：89% 的 HR 报告 AI 帮他们省了时间，36% 报告降低了招聘成本，24% 报告改善了候选人识别质量，逐层降低且差距悬殊。省时是容易的，但要降本则难一倍，提准再难一倍。

基于前述，效率维度的判断就清楚了：速度确实有，但关键岗位周期在拉长，面试轮次在膨胀，成本和质量指

标远远没有跟上。招聘变快了，不等于招聘变好了。

二、质量与成本维度：定价粗糙，大量溢价为不精准买单

除了效率的问题，薪酬也是一个不小的难题。

PwC 2026 Global AI Jobs Barometer 基于全球十亿条以上招聘信息给出核心数字：同一岗位，要求 AI 技能的招聘 JD 提供的薪酬，比不要求 AI 技能的同类岗位平均高 62%，这个数字比 2024 年的 57% 又涨 5 个百分点。从行业角度看，差距更大。消费品行业的 AI 技能溢价 118%，TMT 为 84%，制造达 73%，金融为 53%，政府为 16%——最高和最低间隔了 102 个百分点。同一候选人往不同行业投简历，市场愿意为「AI」这个标签多付的钱，可差出 7 倍。

回到国内，薪智市场人才大数据分析平台所追踪的数据，则给出更微观的证据：

- 同一 title 内部，薪酬离散度已经拉到 2 至 7 倍：科大讯飞 AI 产品经理 75 分位与 25 分位间相差 7.3 倍，美的算法工程则差 1.77 倍。
- 同一 title 跨行业比较，金融行业对制造业的稳定溢价一路稳在 27%~28%，覆盖全部职级、两类岗位。更反直觉的是，消费品行业 AI 产品经理的月均薪酬达 39,913 元，反超信息技术业的 34,978 元和金融业的 36,714 元，成为四个行业里的 Top1。

这些数据共同为质量与成本维度提供判断：企业确实在为 AI 人才支付高价，但定价方式依然粗糙。薪酬带宽还在按 title 定，市场价格已在按 AI 能力定——带宽和市场间的 Gap，就是企业大量溢价为不精准买单。

三、编排维度：不是工具不够，是编排跟不上

数据显示，89% 的 HR 报告省时，60% 的员工手边能用上 AI 工具，工具的可用性已经不是瓶颈。真正的瓶颈在下一层——编排。

Gartner 2025 年 10 月的调研表明，88% 的组织在 AI 部署一年后仍未获得显著业务价值。Deloitte 2026 Global Human Capital Trends 把这件事拆得更细：88% 的领导者认为人才、AI 与资源的动态编排能力是关键，但只有 7% 认为自己做得好。知与行之间，是 81% 的巨大差距。Hackett 2026 HR Key Issues Study 从另一个角度印证了同一件事：81% 的 HR 领导者认可智能技术的价值，但 59% 尚未制定实施路线图，两者之间存在 22 个百分点的落差。

某欧洲电信公司，只在原有流程上加了一支 AI 专家团队，生产率提升了 5%；把 90% 的 AI 预算投向人与 AI 工作流的重新设计，生产率则提升了 30%——这 6 倍差距是知行差距的具象化。

可见，大部分组织手里不缺工具，缺的是把工具编排成一套协同运转的流程体系的能力。工具层的问题解决了，而编排层的问题，才刚刚开始。

结合前述三个维度，不难得出结论：当前，虽然 AI 改变了招聘速度，但没有改变招聘决策的底层逻辑。工具层解决了「可用」的问题，但从「可用」到「可衡量」、再到「可编排」，中间隔着技能定价的颗粒度、流程重构的系统性、智能体工程的落地能力。

在接下来的章节中，本白皮书将沿着三个坐标轴逐一展开：

- 技能定价，把 AI 人才的价格从 title 颗粒度拆到技能颗粒度；
- 流程重构，把招聘流程从工具堆叠拆到 Agent 网络；
- 智能体工程，把编排能力从理念拆到可部署的工程体系。

这不是趋势预测，而是一份面向 CHRO 的“验算表”——每一步都有数据锚点，每一格都有可落地的操作框架。

CONTENTS

1	技能定价维度	
	从 title 到技能的新坐标系	06
	旧坐标系的黄昏：为什么“按 title 招人”越来越失灵	07
	AI 技能溢价重塑薪酬带宽	12
	新坐标系的“技能轴”	16
	招聘决策的新逻辑	23
	案例：HR 系统升级的三个真实场景	26
2	流程重构维度	
	从线性漏斗到 Agent 协同网络	33
	传统招聘漏斗的结构性困境	34
	AI Agent 如何重构招聘流程	37
	招聘流程的结构性变革	41
	流程重组后，HR 自己怎么办？	43
	案例：从“旧系统失灵”到“新平台跑通”	46
3	智能体工程维度	
	Agent 的能力、边界与架构选择	52
	AI 落地三重奏：工具 - Copilot - Agentic	53
	MCP 协议为什么是关键转折	56
	企业 AI 招聘的架构选择	58
	人力资源 1 号位的架构决策清单	61
4	写在最后	64
5	附录 数据来源	66

01

技能定价维度：

从 Title 到技能的新坐标系



1-1

旧坐标系的黄昏：

为什么「按 title 招人」越来越失灵

情景举例：一场越来越难圆的复盘会

年中的人才复盘会上，CFO 翻着薪酬汇总表，问了一个令 CHRO 越来越难用一句话回答的问题：

“同样是产品经理，去年我们招的那个年薪 22 万，隔壁部门从外面挖来的那个 48 万。JD 上写的都是「产品经理」，职级也都在 P6 到 P7 间。这个价差，到底是怎么来的？”

CHRO 当然知道原因：48 万那位候选人，做过大模型落地、搭过 RAG 知识库、带过 Agent 工作流，是带着整套 AI 工程能力进来的；22 万那位，是传统用户研究加需求文档出身，能力不差，但和 AI 不沾边。可问题是，他们的 title 和职级一样，JD 上写的工作职责描述，字面上几乎看不出相差 26 万的理由。

这不是一个岗位的偶然错位，而是一个坐标系正在失效的信号。过去二十年，HR 的定价语言是 title：招什么 title、放什么职级、给什么带宽，一张职级薪酬表就能把三方对齐。但从 2024 年开始，这张表越来越兜不住真实的市场定价。

这种失效并非感觉。薪智追踪的国内招聘薪酬数据，从三个维度给出了可量化的证据。

在展开三个盲区之前，需要先说明本章数据选取的逻辑。薪智的薪酬追踪覆盖全行业、全岗位，但本章分析聚焦于产品经理和数据分析师两个岗位，以及互联网、金融、制造、消费品四个行业。这一选样并非随意截取，而是基于以下考虑：

- **岗位选取逻辑：**产品经理和数据分析师是 AI 时代最典型的跨行业通用岗位——几乎所有行业都在大规模招聘，但不同行业对它们的定价逻辑截然不同。它们的能力构成既包含传统职能（用户研究、需求管理、数据清洗），也包含快速迭代的 AI 技能（大模型落地、RAG 构建、Agent 编排），是观测「同一 title 下 AI 技能溢价」的最佳样本。
- **行业选取逻辑：**互联网、金融、制造、消费品四个行业，分别代表技术驱动型、高溢价型、成本敏感型和场景应用型四种薪酬定价模式。它们在 AI 采纳速度、人才竞争烈度、薪酬支付能力上形成梯度，是观测

行业溢价差异的最佳切面。

本章三个盲区的分析以及 1.2 章节关于 AI 技能溢价的分析，均基于上述岗位和行业追踪数据。选样框架统一，确保结论之间的可比性和一致性。

盲区 1：同一 title，跨行业就是不同的价格

薪智市场人才大数据分析平台对产品经理和数据分析师两个岗位，在互联网、金融、制造、消费品四个行业、五个职级上做了年总现金平均值的追踪。选取最具代表性的中级和经理 / 资深两档。

职位	职级	互联网	金融	制造	消费品	金融 / 制造倍差
产品经理	中级	19.2 万	20.8 万	16.3 万	16.2 万	1.28
资深产品经理	经理 / 资深	44.1 万	48.0 万	37.6 万	37.4 万	1.28
数据分析师	中级	19.8 万	21.6 万	16.9 万	16.8 万	1.28
资深数据分析师	经理 / 资深	45.1 万	49.1 万	38.5 万	38.2 万	1.28

上表中最值得注意的不是绝对值，而是倍差的稳定性。金融行业对制造业的同 title 倍差，从中级的 1.28 到资深的 1.28，覆盖两个完全不同的岗位、两个完全不同的职级，一路稳在 27—28%。这不是偶然波动，是行业属性带来的结构性溢价。

对 CHRO 来说，这个数字的实操含义在于：HR 在 JD 上写「产品经理」，制造业候选人看到的薪资预期和金融行业候选人看到的薪资预期，天然相差 28%，但 JD 上却并不会体现该差异。

更复杂的是，行业溢价并不是唯一的变量。同一个产品经理，如果在 title 里加上「AI」两个字，跨行业溢价的分布会再次分化。薪智追踪数据显示，消费品行业的 AI 产品经理均薪 39,913 元 / 月，反超信息技术业（34,978 元 / 月）和金融行业（36,714 元），成为四个行业里的 Top1；而金融行业同期反而微跌 2.5%。尽管招聘职位依然是「产品经理」，但底层定价逻辑已经发展成行业底薪 × AI 溢价的两层结构。

总结：同一 title 在不同行业意味着完全不同的价格，但 JD 上却“长得一样”。虽然招聘方和候选人看到的文字相同，心里的“默认值”却可能差出 30% 甚至更多。

盲区 2：同一 title 内部，藏着 2-7 倍的能力价差

跨行业差异至少还能用「行业属性不同」来解释；但同一个 title 在同一家公司内部的薪酬带宽，却暴露了更深层的问题。薪智对 5 家行业标杆企业内同一 AI 相关 title 的薪酬分位数据做了追踪，选取其中样本量和代表性最强的两家。

企业	岗位类别	样本量	25 分位	50 分位	75 分位	75/25 倍差
企业 A- 某头部 AI 技术厂商	算法工程	1,237	2,936	3,806	17,769	6.1 倍
	AI 产品经理	127	2,936	16,154	21,538	7.3 倍
	数据工程	207	2,936	3,263	19,384	6.6 倍
企业 B- 全球家电与智能制造巨头	算法工程	26,185	45,769	65,000	80,769	1.77 倍
	AI 产品经理	2,183	41,192	49,231	69,230	1.68 倍
	Agent/ 智能体	1,045	51,923	65,384	76,154	1.47 倍

需要先做数据说明的是：企业 A 的 25 分位统一为 2,936 元，猜测可能受实习生和助理档位样本数据干扰，因此倍差偏大；而企业 B 则样本量相对充沛（算法工程样本量最大，为 26,185 条），分位数据更稳定，是同 title 内部带宽的最可靠观测窗口。

把两家企业放在一起看：传统认知中，同一 title 内部 P25 到 P75 的倍差大约在 1.5 倍上下，这是大多数薪酬带宽设计的默认假设。而 2026 年的实际观测，这个差距范围已经从 1.5 倍扩到 1.5-7 倍。

观察企业 B，1.5-1.8 倍可理解为「成熟体系内的合理离散」，样本量够大、职级划分够细，同 title 内部的 P25 到 P75 已经稳定在一个可预期的区间。6-7 倍则代表「同一 title 下混合了不同能力档次」，即：一个挂着「算法工程」title 的人，可能拿着接近实习生的月薪，也可能拿着两倍于中位数的薪酬，而他们的 title 在组织架构图上可能完全相同。

对 HR 定价体系而言，如果以美的为参照，同 title 内部的薪酬离散度在 1.5—1.8 倍之间，尚属可预期范围；但如果以企业 A 为警示，以「AI 产品经理」为例，P25 到 P75 的跨度从 0.3 万到 2.15 万——差距超过 7 倍。候选人手里拿的 offer 和你开的 offer 之间，差的不是几千块，而是一个数量级的能力定价差。

总结： 同一 title 下，候选人可能来自完全不同的能力层级。传统 1.5 倍的带宽假设已经不够用了，实际离散度已发展至 2-7 倍。

盲区 3：AI 技能的折旧速度，title 追不上

前两个盲区说明 title 既管不了跨行业的价格差，也管不了同行业的能力差。但如果只是「不够精确」，HR 体系还可以靠经验修补。真正让 title 定价走到黄昏的，是第三个维度——技能的更新速度，已经远远超出 title 系统的更新周期。

薪智对高溢价技能名单做了 2024-2026 年度追踪，结果显示技能溢价的增长端和下滑端都出现明显的代际更替：

增长最快的技能方向：

- Agent/ 智能体工程——增长最快，两年前在同一份指数里尚未独立成岗
- RAG/ 企业知识库——高速增长，对应企业知识资产的 AI 化重构
- LLMops/MLOps——高速增长，对应模型从实验到生产环境的工程化需求
- AI 评测——高速增长，对应模型上线后的质量保障与合规评估
- 推理优化 / Serving——高速增长，对应大规模部署下的成本与效率压力

溢价下滑最快的技能方向：

- 单纯 Prompt Engineering——溢价下降最快，从独立技能退化为基础素养
- 只会调用 ChatGPT/API——明显下滑，市场不再为「会用」单独定价
- 传统 ML 调参——相对下滑，被端到端的工程化能力要求覆盖

基于技能发展更替，薪智认为：AI 技能溢价正在从“会使用模型”转向“能把模型稳定、低成本、可控地嵌入业务流程”。

这句话值得每一位 HR 从业者深思。两年前，一个候选人简历上写“熟悉 Prompt Engineering”，是加分项；今天，它更接近于一项默认素养，就像十年前写“熟练使用 Office”一样，你不会因此多付一分钱。而两年前还不太存在的 Agent 工程、RAG 知识库、LLMops，今天已经是薪酬溢价的头部技能，稀缺指数排在 90 以上。

你可能要问，title 系统的更新周期是多长？大多数企业的职级体系和岗位名称，一年调整一次已经算快。但技能的溢价分布，一年就翻一轮。Agent 工程从无名到头部，RAG 从概念到刚需，Prompt Engineering 从溢价到基础——这个过程只用了不到两年。

用年度更新的静态标签去捕捉季度迭代的动态能力，这不是精确度的问题，是维度不匹配的问题。title 是名词，

技能是动词；title 按年更新，技能按季度折旧。用前者定价后者，必然会越定越偏。

总结：AI 技能的折旧和更新速度，已经超出 title 系统的更新周期。两年前热的 skill 今天变基础，今天热的 skill 两年前不存在——title 追不上这个节奏。

同一个坐标系，三重失灵

把三个盲区放在一起看：

- 跨行业：同一 title，金融行业比制造业稳定贵 28%，但仅通过 JD 无法看出。
- 同内部：同一 title，P25 到 P75 的倍差从传统的 1.5 倍扩到 2-7 倍，title 兜不住能力差。
- 技能面：溢价技能的更新周期短于 title 的更新周期，静态标签捕捉不了动态能力。

三重失灵指向同一件事：按 title 定价的坐标系，已经无法反映人才的真实市场价值。它不是完全没用，title 作为组织沟通和职级管理的工具，依然有价值。但作为薪酬定价的重要参考，它的精度已经不够了。

那么，市场到底在给什么定价？如果 title 不再是可靠的锚，什么才是？

下一节要回答的正是这个问题。薪智和 PwC 的数据共同指向一个正在成形的答案——AI 技能溢价正在重新定义薪酬带宽的形状。全球均值 62%，行业最高 118%，同岗位内部因 AI 技能差异产生的薪酬落差可达数倍。当 title 失灵的三个盲区被逐一展开，替代它的坐标系轮廓也就逐渐清晰了。

1-2

AI 技能溢价重塑薪酬带宽

情景举例：同一个岗位，AI 技能加持的工资单能差多少？

坐在 CHRO 与 CFO 桌前的招聘决策，越来越难在一次会议里讲清楚。

过去二十年 HR 的对齐语言是「title」——招什么 title、放什么职级、给什么薪酬，一张职级表就能把三方对齐。但从 2024 年开始，我们发现，这张表越来越不好用。

一位业务负责人开出一个产品经理的岗位，把「AI 产品经理」和「用户产品经理」放到同一个 title 下面，招聘的时候按同一份薪酬带宽走。结果三个月过去，他最后签约的是一位具备 AI 技能的产品经理——这位候选人的工资单，比同 title 同职级的用户产品经理老同事高出 40% 到 60%。不是他大方，是市场就这个价。

类似的情况正在各个行业反复上演。当 AI 技能成为薪酬定价的新变量，传统的 title 体系就越来越难以解释为什么同岗位的人薪资差距越来越大。CHRO 面对 CFO 的质疑，需要一个讲得清的答案：同一个岗位、AI 技能加持后，薪酬到底会被拉开多大？带来的成本差距到底是短期躁动，还是新常态？

这一节想回答的正是这个问题。

外部咨询视角：四个独立数据源的交叉印证

四份白名单机构的独立调研，在 2025—2026 年间给出了高度一致的结论。

全球均值 62%：AI 技能溢价已经是新常态

覆盖六大洲、10 亿以上在线招聘广告，是目前公开研究里样本量最大的 AI 技能薪酬追踪之一。核心结论：2025 年，同一岗位内要求 AI 技能的招聘广告开出的薪酬，比不要求 AI 技能的同类岗位平均高 62%；比 2024 年的 57% 又高 5 个百分点。

62% 并非孤证。同一时段，另外三份权威数据给出相互印证的结论：

- Foote Partners 基于 5,112 家北美雇主、500,891 名 IT 从业者调研数据，指出：AI 相关技能追踪数从 57 项跳到 136 项，涨了 138%；顶部三名技能里，AIOps 溢价 23%、AI Agents 溢价 22%、Prompt Flow 溢价 19%——这些技能在两年前的同一份指数里甚至还没有独立成岗。
- WEF Future of Jobs Report 2025 从 1,000+ 全球雇主、1,400 万员工调研中总结：AI 与大数据能力位列 2025-2030 年增长最快的技能第 1 位；63% 的雇主表示技能缺口是最大转型障碍，85% 优先给员工升技能。
- Josh Bersin 于今年 1 月表示：AI 时代 HR 岗位需求过去 5 年增长 60%，30-40% 传统 HR 岗位可被自动化，但 HR 平均薪资反而可能上升，因为编排、治理、组织设计等新角色的溢价，会盖过被自动化岗位释放的降本效应。

四份报告讲的是同一件事：AI 技能溢价正在从「模型使用」向「模型落地与治理」上移，市场愿意为「能把模型稳定跑起来」的人多付一大截，而不是为「知道模型是什么」的人。

从 16% 到 118%：行业才是 AI 定价的真正开关

PwC 把 62% 拆到八大行业后，分布如下：

行业	2025 年 AI 技能溢价指数
Consumer Markets（消费品）	118%
Technology, Media & Telecom	84%
Energy & Utilities	75%
Manufacturing	73%
Professional Services	67%
Financial Services	53%
Health	37%
Government	16%

从消费品的 118% 到政府部门的 16%，最高最低间隔了 102 个百分点。同一个候选人，往不同行业投简历，市场愿意为「AI」这个能力付的溢价，相差可达 7 倍。

PwC 还给出一个补充信号：AI 渗透最深的公司里，工资涨幅达 24.4%，是 AI 渗透最浅公司（15.8%）的 1.5 倍；而在这些公司里，生产率排名前 20% 的团队，员工工资涨幅冲到了 68%。HR 招 AI 相关岗位时，比较的对象已经不再是同行均值，也不再是本公司历史带宽，而是那些「最会用 AI 的公司」愿意给多少。

国内实证：薪智数据里的三层证据

外部数据给出了全球均值 62% 的答案。回到国内雇主的真实薪酬单上，薪智的数据进一步回答：这个溢价在国内长什么样？落在哪些行业、哪些岗位、哪些技能上？

第 1 层：同 title 内部的 75 分位，靠的是 AI 技能

正如前文 1.1 节第二个盲区中所揭示，传统 1.5 倍带宽假设已经失效。那接下来，HR 在定价时就不得不面临一个问题：谁在 75 分位，谁在 25 分位？

薪智通过对 JD 中能力标签拆解给出答案：同样是「AI 产品经理」title，一个要求熟悉 Prompt Engineering、会调用 API；另一个要求能独立搭建 Agent 工作流、设计 RAG 架构、做 LLMOps，后者的薪酬中位数显著高于前者。

薪智将此总结为：AI 技能溢价正在从“会使用模型”转向“能把模型稳定、低成本、可控地嵌入业务流程”。换句话说，75 分位不再是资历给的，而是技能给的。同一 title 内部的倍数扩张，本质上是 AI 技能层级不同造成的定价分化——这正是下一层要展开的方向。

第 2 层：AI 溢价不是均匀叠加，行业档位决定溢价高度

1.1 章节中数据已表明，同一 title 在不同行业的基础定价已差出 28%（金融 vs 制造），这里要补充一个关键发现：AI 溢价的叠加不是均匀的，行业属性同样决定了溢价高度。

薪智追踪了四大行业中 AI 产品经理在三个细分领域中的招聘薪酬变化。2025 年的定价如下：

行业	AI 产品经理	商业化产品经理	用户产品经理
信息技术业	34,978 元 / 月	38,393 元 / 月	36,489 元 / 月
制造行业	23,004 元 / 月	24,563 元 / 月	21,773 元 / 月
消费品行业	39,913 元 / 月	28,933 元 / 月	27,159 元 / 月
金融行业	36,714 元 / 月	36,378 元 / 月	37,958 元 / 月

最反直觉的发现：消费品行业的 AI 产品经理均薪 39,913 元，反超信息技术业与金融行业，成为四个行业里的第一名。从年度变化来看：

行业	2024vs2025 年度薪酬变化率
消费品	20.2%
信息技术	6.1%
金融	-2.5%
制造	-19.1%

第 3 层：三层叠加构成新定价坐标

前两层分别回答了「AI 技能在同 title 内部值多少钱」和「AI 溢价在不同行业怎么分布」。但在真实招聘决策中，这两个维度并非独立起作用——它们和前一章节中揭示的行业底薪差异交叠影响，构成三层复合结构：

行业底薪档位（1.1 盲区一已验证）：同 title 跨行业的稳定溢价，金融 vs 制造 27-28%

同 title 内部带宽（1.1 盲区二已验证）：P25 到 P75 的离散度从传统 1.5 倍扩到 2-7 倍

AI 技能溢价档位（本节第一层 + 第二层）：随行业属性和技能深度动态变化

这就是 2026 年招 AI 相关岗位真正的定价复杂度：不是加一个数字，是叠加三层——行业底薪 × 职级带宽 × AI 技能溢价档位。CHRO 想让 CFO 一句话就懂的答案不存在了，但一张三层叠加的坐标图能存在。

从“按 title 定价”到“按技能溢价定价”

不难看出，当前，一位候选人的市场定价同时受三个坐标影响：

- X 轴 · 行业底薪：他在哪个行业？这一层决定基础水位线。
- Y 轴 · 职级带宽：同 title 内部他在哪个分位，决定了能力价差。
- Z 轴 · AI 技能溢价：他的技能组合偏哪一层，决定了同职级、同行业内的最终薪酬差距。

三个坐标缺一不可。只看行业不看技能，会用 P50 开出高配低能的 offer；只看技能不看行业，会拿消费品的溢价逻辑去金融挖人，预算直接超标。

这是 2026 年 AI 岗位招聘定价的第一性原理：不是“这个 title 值多少”，而是“这三个坐标叠在一起值多少”。CHRO 拿到这张坐标图之后的下一步，是能不能把它翻译成一份可执行的技能盘点：技能有哪些层？能力有哪些方向？技能组合有哪些高价买单点？这些问题，交给下一节的技能轴构成方法论回答。

1-3

新坐标系的「技能轴」

思考：技能溢价的 62% 落在谁头上？

上一节中，PwC 提出一组核心数据：同一岗位，要求 AI 技能的招聘广告开出的薪酬，比不要求 AI 技能的同类岗位平均高 62%，且这个数值还在逐年扩大。在具体行业中的差距更加明显，消费品行业 AI 技能溢价达 118%，而医疗健康领域仅 37%。

溢价的存在和分布已然明确。面对这组数据，HR 部门往往要追问：这 62% 到底是给谁的？给了一个会写 Python 的运营，还是给了一个能搭 Agent 工作流的工程师？

问题指向一个关键事实：AI 技能内部有结构、有分层、有稀缺度梯度。知道“有溢价”只是第一步；知道“溢价在具体哪一层技能上”，才能真正指导招聘定价。

本节内容将围绕三点展开阐述：把 AI 技能拆成三层、给出一套可执行的盘点方法、提供一份稀缺度坐标。在此基础上，HR 将能把现有人才的技能结构和目标岗位的技能需求放到同一坐标系中，从而有效对比和分析。

技能的三层构成

结合薪资薪酬数据和技能追踪，我们把 AI 时代的企业技能需求拆成三层——每一层对应不同的市场定价机制，也对应不同的招聘策略。

第一层：基础硬技能（可量化）

这一层是 AI 岗位的基础设施，也是市场上最容易找到定价数据的一层。

Python、SQL、PyTorch、TensorFlow、Docker、Kubernetes、CUDA——这些技能的共同特征是：可考试、可认证、可量化评估。一个候选人会不会写 SQL，跑一道测试题就知道；能不能搭 Kubernetes 集群，看他的 CKAD 认证就知道。

薪智 TOP20 高溢价硬技能清单提供了这一层的完整列表：

排名	技能名称
1	Python
2	SQL
3	PyTorch
4	TensorFlow
5	大模型 / LLM
6	RAG
7	Agent
8	Prompt Engineering
9	向量数据库
10	Transformer
11	Hugging Face
12	模型微调
13	MLOps
14	Docker
15	Kubernetes
16	CUDA
17	vLLM
18	TensorRT
19	Spark
20	A/B Testing

这一层的特点是：市场有明确定价，可直接对标薪酬数据。JD 里写了“精通 Python+SQL”，薪智就能告诉你这个技能组合在不同行业、不同职级的 P25、P50、P75 分别是什么水平。招聘团队基于此就能在 JD 发布前精准定位薪酬带宽。

值得注意的是，第一层技能的溢价如今正在被压缩。当 Python 从“加分项”变成“入门门槛”，它作为独立溢价来源的效力就在下降。真正拉开薪酬差距的，是第二层。

第二层：复合技能方向（可测量）

如果说第一层是“积木块”，第二层就是“积木搭建的完整模型”。

Agent 工程 / 智能体编排、RAG / 企业知识库、LLMOps / MLOps、AI 评测、推理优化、多模态 / VLM、AI 安全 / 治理——这些都不是单一技术，而是多个第一层技能的组合应用。一个做 Agent 工程的候选人，至少需要同时掌握 Python+LLM API+ 编排框架 + 工具调用协议 + 状态管理；一个做 RAG 的候选人，需要同时理解向量数据库 + Embedding 模型 + 检索策略 + Prompt 优化。

薪智追踪的高溢价技能名单年度更迭数据，提供了这一层的增长速度画像：

- 增长最快：Agent / 智能体工程——市场正从“会用大模型”转向“让模型执行任务”，Agent 工程从去年的边缘方向一跃成为增速第一；
- 高速增长：RAG / 企业知识库、LLMOps / MLOps、AI 评测、推理优化 / Serving——这四个方向共同指向同一个需求：企业把大模型从 demo 推向生产环境；
- 明显增长：多模态 / VLM、AI 安全 / 治理、向量数据库 / Embedding、AI 产品化能力——前两个由技术突破驱动，后两个由合规与商业化需求驱动；
- 下滑最快：单纯 Prompt Engineering（已变成基础能力）、只会调用 API、传统 ML 调参——这三个方向在两年前或许就能撑起一份高薪 JD，但现在正快速滑入第一层甚至更低。

这一层的特点是：需跨领域组合，溢价高于单一硬技能。Foote Partners 的数据为此提供了外部印证——AIOps 溢价 23%、AI Agents 溢价 22%、Prompt Flow 溢价 19%，这三项恰好对应 Agent 工程、LLMOps、AI 评测三个复合方向。

第三层：AI 能力 / 战略能力（新兴维度）

第三层不再是“会不会某项技术”的问题，而是“能不能把 AI 技术变成组织能力”的问题。

AI 产品化、工作流重构、AI 战略对齐、人与 AI 协作设计等，这些能力的共同特征是：它们不是单一技能，是“技能 × 业务理解 × 组织洞察”的复合能力。一个能做 AI 工作流重构的人，首先要懂技术（第二层能力至少覆盖两个方向），其次要懂业务（知道哪条流程可以被 AI 压缩），最后还要懂组织（知道变革会触发哪些阻力、怎么设计过渡方案）。

就拿 HR 岗位来说。Josh Bersin 在 2026 年初的研究指出：过去 5 年，HR 岗位的招聘量增长了 60%，增速高于大多数职业。与此同时，30%-40% 的传统 HR 岗位可以被自动化，但编排、治理、组织设计等新兴角色的溢价，远超自动化所释放的降本空间。

换句话说，第三层能力不是“锦上添花”，而是企业在 AI 转型中最不愿意削减的投入。市场上能做 Agent demo 的人不少，但能把 Agent 编排嵌入业务流程、让 CIO 放心签字上线的人，供不应求。

三层之间的关系不是替代，是叠加。第一层是入场券，第二层是差异化，第三层是护城河。对于 CHRO 及人力资源部门而言，我们在做技能盘点时，需要同时兼顾上述三层，不能仅看第一层就急于下结论。

技能盘点方法论

三层模型回答了“AI 人才长什么样”，但 CHRO 及 HR 真正要解决的是操作问题——怎么盘、怎么找、怎么标价。

不管是开新 HC 招人、盘点现有团队技能缺口，还是给存量员工调薪、晋升，操作路径都一样，我们给出三步盘点法。

第一步：岗位技能映射 (Skill Mapping)

做什么：把 JD 中的 title 描述翻译成技能组合清单。

怎么做：不论 JD 中的 title 是“AI 工程师”还是“算法专家”，它们在不同公司中含义天差地别。HR 首先要做的是逐条拆解 JD 里的技能要求，把它们分三层标注：

- 第一层硬技能：Python、SQL、PyTorch.....
- 第二层复合方向：Agent 工程、RAG、LLMOps.....
- 第三层战略能力：工作流重构、AI 产品化.....

输出：一份岗位技能图谱，即该岗位需要哪些技能、各属于哪一层、每层的最低要求是什么。

这一步的核心价值是：把 title 语言翻译成技能语言。同样叫“AI 产品经理”，A 公司的 JD 要求偏第一层（懂技术就行），B 公司的 JD 要求偏第三层（能重构业务流程）——翻译成技能图谱之后，两者的薪酬期望完全不同。

第二步：技能差距分析 (Skill Gap)

做什么：对比现有团队技能图谱 vs 目标技能图谱，找出缺口。

怎么做：用第一步的方法，把现有团队成员的技能也做一次映射——不需要精确到个人，按团队维度汇总即可。然后把团队技能图谱和目标岗位技能图谱叠在一起看：

- 第一层缺口：缺哪种硬技能？可以通过短期培训补齐吗？
- 第二层缺口：缺哪个复合方向？需要招什么人才能补上？
- 第三层缺口：缺哪种战略能力？这个人能不能从外部招到，还是必须内部培养？

输出：一份技能差距清单——哪些技能缺口最紧急、哪些可以通过培训解决、哪些必须外部招聘。

这一步的关键是区分“可补缺口”和“必须买缺口”。第一层缺口大多可以通过培训解决（例如 SQL 不够熟练？两周训练营即可弥补）；第二层缺口通常需要招有项目经验的人（没做过 Agent 工程的人，看再多书也没用）；第三层缺口则可能需要外部顾问 + 内部种子选手的组合方案。

第三步：市场基准定价（Skill Pricing）

做什么：用薪酬数据为技能组合定价，而非为 title 定价。

怎么做：拿到第一步输出的技能组合清单后，把每个技能组合的薪酬基准数据找出来。薪智的价值在这里体现——它提供的不是“AI 工程师”一个 title 的均薪，而是按技能组合拆分的薪酬分位数据。

输出：一份技能组合薪酬基准——这个岗位的技能组合在市场上值多少钱，P25、P50、P75 分别在哪。

这一步的关键是定价锚点从“title”切换到“技能组合”。同样是“AI 产品经理”，侧重第一层（会写 SQL+ 懂基础模型）和侧重第三层（能做 AI 工作流重构 + 组织变革设计），市场薪酬中位数可能相差 40% 甚至更多。按 title 定价只能给一个模糊区间，按技能组合定价才能给出精确的薪酬锚点。

三步走完，HR 手里就有了一份从“岗位需求 → 技能拆解 → 差距分析 → 市场定价”的完整链路。这个链路让招聘决策从“拍脑袋”变成“有据可查”，从“同行给多少我给多少”变成“这个技能组合值多少我给多少”。

技能稀缺度坐标

三层构成和三步盘点回答了“怎么分、怎么盘”。但，哪些技能最贵？贵到什么程度？

薪智基于数据监测提供了一份 AI 技能稀缺指数，把 10 个高需求方向按稀缺度排序，给出了从 0 到 100 的稀缺指数评分。

排名	高度稀缺技能	稀缺指数	稀缺等级
1	Agent 工程 / 智能体编排	95	极高
2	LLMOps / MLOps	93	极高
3	AI 基础设施 / GPU 集群 / Kubernetes	92	极高
4	模型评测 / Evals / 可观测性	90	极高
5	推理优化 / Serving	88	极高
6	RAG / 企业知识库工程	86	高
7	AI 安全 / 红队 / 治理	84	高
8	大模型应用工程	83	高
9	多模态 / VLM	80	高
10	模型微调 / SFT / LoRA / DPO	78	高

基于上述 AI 技能稀缺指数排名，不难发现：

- Agent 工程以 95 分高居榜首。这个数字背后的逻辑很简单：会做 Agent demo 的人不少——任何会用 LangChain 写几行代码的工程师都能攒出一个能跑的演示；但能把 Agent 在生产环境里稳定落地、处理异常状态、保证 SLA 的人，极少。从 demo 到生产间的鸿沟，就是 95 分定价的来源。
- 前五名全部指向同一个方向：生产化能力。Agent 工程、LLMOps、AI 基础设施、模型评测、推理优化——这五项技能的共同特征是“让模型稳定跑起来”。这与 1.2 节薪智的判断完全呼应：溢价正在从“会使用模型”转向“能把模型稳定、低成本、可控地嵌入业务流程”。
- 作为对比，Prompt Engineering 的稀缺指数仅 58 分（中等），基础 Python / SQL 仅 45 分（基础能力）。两年前 Prompt Engineering 还是 JD 里的高频关键词，现在它已经从技能构成的第二层滑入第一层——市场正在把它归类为“人人都会的基础能力”。这个迁移速度值得 HR 团队警惕：如果你在 2024 年为 Prompt Engineering 的高溢价设置了薪酬带宽，那么到 2026 年大概率已经超付。

从 AI 技能稀缺度与三层构成的对应关系看：前五名（稀缺指数 88 - 95）集中在第二层复合技能和第三层战略能力的交界处；中间段（76-86）以第二层复合技能为主；基础硬技能则被挤到更低位置。这再次印证分层逻辑：越往上走，市场越稀缺，溢价越高。

新坐标系的全貌正在成形

到这里，我们完成了新坐标系“技能轴”的三块拼图：

- 三层构成回答了“技能怎么分”——基础硬技能、复合技能方向、战略能力，层层叠加，溢价递增；
- 三步盘点法回答了“技能怎么盘”——从 JD 翻译到技能图谱，从差距分析到市场定价，每一步都有可操作的输入输出；
- 稀缺度坐标回答了“技能怎么定”——Agent 工程 95 分、基础 Python45 分，市场用稀缺度给每一层技能标了价。

三块拼图共同构成 AI 时代“新定价坐标图”的技能轴——行业底薪决定地板，技能组合决定天花板。

但这些还远远不够，有了这张定价坐标图，CHRO 及招聘团队仍面临很实际的问题：招聘决策的逻辑到底怎么变？从 JD 发布到 offer 签收，每一步该做什么调整？这个问题，交给下一节。

1-4

招聘决策的新逻辑

思考：坐标换了，决策怎么换？

新的坐标有了，接下来就要面临招聘链路的四个关键节点——JD 定价、候选人评估、背调验证、入职后管理——每个环节该怎么跟着变。

JD 定价：从“这个 title 值多少”到“这个技能组合排第几”

旧逻辑从 title 出发。业务说“招一个 AI 产品经理”，HR 查这个 title 的 P50，在带宽里选个数，写完 JD 挂出去。但 1.1 节已经讲过，同 title 内部薪酬带宽已经拉到 1.5-7 倍离散度。P50 这个数字，可能高配也可能低配，取决于 JD 背后的技能组合偏哪一层。

新逻辑从技能组合出发。同样是“AI 产品经理”，技能偏第一层（Python+SQL+ 基础分析），锚点在 P25-P40；偏第二层（Agent 工程 + RAG+LLMOps），锚点定位到 P60-P75；还要第三层能力（ workflow 重构 + 变革管理），定价就需要按稀缺度单独标定。

变化本质：JD 发布前先做技能映射，用技能组合匹配薪酬基准，title 变成技能组合的别名，不再是定价锚点。

候选人评估：从“简历好不好”到“技能组合市场竞争力高低”

旧逻辑的底层假设是“title 对 + 经历对 = 能力对”。但在前文有关稀缺度数据章节中已经证明了这个假设的“不适应”：Agent 工程稀缺指数 95 分，基础 Python 45 分。两个简历上都写着「AI 工程师」的候选人，一个能扛生产 SLA，一个还停在写脚本——简历看起来差不多，但市场竞争力却差了一个档位。

新逻辑问的不是“这个人经历对不对”，而是“他的技能组合在市场上排第几”。第一层能力用量化测试验证，第二层能力看项目深度而非数量——不是问“做过几个 Agent 项目”，是问“处理了哪些异常状态、SLA 怎么保的”，这些问题的答案才能区分 demo 级和生产级。

变化本质：简历讲故事，技能数据讲事实。HR 把候选人的技能图谱放进稀缺度坐标中做对比分析，值多少、溢价多少，一目了然。

背调验证：从“核实履历”到“验证能力深度”

传统背调核实学历、工作履历、上一份 title 和薪资，假设是履历真实 = 能力真实。但在技能时代，这两者间的距离比想象中远。候选人简历上写了“负责 Agent 工程落地”，履历完全真实——他确实参与了项目。但参与的程度到底是搭了 demo，还是扛了生产，这两件事的市场定价差距，可能就是 95 分和 60 分的决定因素。而这在传统背调中很难清晰分辨。

新逻辑的验证方式是“能力实证”：用岗位真实场景设计测试任务，让候选人现场完成；与前同事做结构化访谈，不问“做了什么”，问“解决的最复杂问题是什么、解决到什么程度”；用薪酬数据交叉验证——一个声称具备 Agent 工程能力（稀缺指数 95）的候选人，如果过去三年薪酬一直在 P25 附近，这个信号值得追问。

变化本质：背调从“验真”升级到“验深”。在稀缺度跨度如此之大的市场里，“做过”和“做到”之间的定价差距，可能就是 62% 的全球溢价均值的来源。

入职后管理：从“试用期看产出”到“技能落地度追踪”

旧逻辑给三到六个月试用期，看“干得好不好”。但 AI 岗位的真正风险往往不是产出不好，而是技能没有发挥出来。一个 Agent 工程师被分配去做数据清洗，产出可能“还行”——但公司花 95 分稀缺度的价格买来的技能，丝毫没用上。

新逻辑则增加了新维度：技能落地度追踪。入职 30 天，确认核心技能是否匹配到对应项目——Agent 工程师入职一个月还在做数据标注，就是预警信号。入职 90 天，评估核心技能是否产出了可量化的业务价值——不是“学了什么”，是“改变了什么”。入职半年，回溯招聘时的技能定价是否准确，能力展现与稀缺度标定是否匹配。

变化本质：入职管理从“看产出”升级为“看技能投资回报率”。CHRO 向 CFO 汇报时，不再只说“干得不错”，而是“技能投资正在按预期产出价值”。

招聘决策：从“经验驱动”到“数据驱动”

这四步变化背后，有一个共同的前提：数据。没有薪酬数据支撑，技能组合对标就只是概念。薪智的技能定薪数据库可以在三个环节提供支撑：

- **JD 阶段 · 技能组合定价。**把技能清单输入，获得该组合在不同行业、不同职级的薪酬分位（P25/P50/P75），JD 挂出去之前就知道市场竞争力在哪。
- **Offer 阶段 · 谈判锚点。**HR 手里有技能组合的市场稀缺度排序和薪酬分位，谈判从你要多少我给多少变成你的技能组合在市场上处于这个位置，我们基于此对齐”。
- **入职后 · 薪酬校准。**技能落地度追踪发现偏差时，有薪酬基准可用——能力超预期可提前调薪锁人，不及预期也有数据支撑调整方案。

数据到位了，决策逻辑就能转过来。

1-5

案例：HR 系统升级的三个真实场景

开篇：坐标图画出来了，但旧系统接不住

决策逻辑只是起点，真正决定落地效果的是承载它的流程——如果 JD 模板、评估表、薪酬系统仍围绕 title 设计，新逻辑就落不到实处。这不是理论推演，而是真实发生的问题。下面三个案例，分别来自科研机构、半导体制造和全球零售。

案例陈述覆盖企业背景、面临挑战、解决路径、项目价值、关键发现。通过案例分析你会发现，它们踩的坑虽然各不相同，但根源指向同一个方向。

案例 1

某国家级计算机科研机构

企业背景

某国家级计算机科研机构（以下简称「该机构」）是国内信息技术领域的重要研究机构，承担多项国家级科研任务，研究人员中博士和硕士占比极高，技术岗位对候选人的学术背景和工程能力要求严格。作为一个以智力资本为核心资产的大型科研组织，该机构的人员规模不小，组织结构复杂，岗位类型涵盖基础研究、工程技术、行政管理等多个序列。

然而，当我们将视线从科研实验室转向行政管理体系时，看到的是一幅截然不同的画面——HR 系统的信息化程度，与这家机构的技术实力之间存在显著落差。

面临挑战

该机构面临的并非单一痛点，而是 HR 系统碎片化带来的系统性低效：

- **其一，系统分散，数据不流通。** 招聘、考勤、薪酬、绩效分别使用不同的系统或工具，各系统之间缺乏数据打通。HR 需要在多个平台之间频繁切换，同一位候选人的信息在招聘系统里有一份、在入职系统里又要重新录入一遍。数据孤岛不仅增加了重复劳动，更让 HR 无法从全局视角审视人才管理的全链路。
- **其二，考勤靠人工，假勤流程传统。** 该机构的考勤管理长期依赖人工统计，假勤申请与审批走线下或半线上流程。对于一个人员规模不小、组织结构复杂的科研机构而言，人工考勤不仅效率低，而且容易出错——排班规则复杂、加班认定不统一、假期余额无法实时查看，HR 每个月都要在考勤数据上花费大量时间做核对和修正。
- **其三，各模块信息化程度参差不齐。** 部分 HR 模块已经有了一定程度的数字化支撑，但关键模块——尤其是招聘和考勤——仍然停留在较为原始的状态。这种“有的模块跑得快、有的模块还在走”的不均衡，使得整体 HR 管理效率被最薄弱的环节拖后腿。

对于该机构这样的科研机构而言，问题不在于要不要数字化——没有人会否认这个方向，关键在于：从哪里开始，用什么路径，把碎片化的系统拉到一个统一平台上来。

解决路径

该机构选择了一条务实的切入路径：先从招聘端入手，再逐步延伸到考勤与假勤管理。

- **第 1 步：微信招聘平台上线。** 借助易薪路微信招聘平台，该机构将招聘信息嵌入微信生态，候选人可以通过微信直接浏览岗位、投递简历、查看进度。这一改变解决的不仅是候选人的体验问题，更重要的是将招聘数据纳入了统一平台——简历从哪个渠道来、投了哪些岗位、进展到哪一步，实现 HR 一个后台看全貌。
- **第 2 步：朋友圈广告精准触达。** 在微信招聘平台的基础上，该机构引入了朋友圈广告招聘渠道。通过精准的受众定向，招聘信息可以触达特定区域、特定专业背景的潜在候选人。对于科研机构这类在传统招聘渠道中曝光度有限的雇主而言，朋友圈广告打开了一条新的候选人触达通道。
- **第 3 步：智能寻才实现主动招聘。** 传统的招聘模式是“发 JD、等简历”，易薪路智能寻才则将这一逻辑反转为“定义人才画像、主动搜索匹配人才”。基于该机构的岗位技能需求，智能寻才从人才库和公开渠道中筛选匹配候选人，帮助 HR 从被动等待转向主动出击。这对于吸引高端技术人才尤其重要，例如真正顶尖的处理器设计工程师或 AI 研究员，往往很少会在主动求职的人群中。
- **第 4 步：时间管理模块上线。** 在招聘端完成初步整合之后，时间管理模块随后上线，将考勤、假勤申请、审批流程统一到同一平台。人工统计考勤的局面由此终结——排班规则可以在线配置，假勤申请通过移动端完成，审批流程自动化流转，假期余额实时可见。

项目价值

通过上述分步实施，该机构的 HR 管理体系实现两个层面的转变：

招聘端：从分散到集中。微信招聘、朋友圈广告、智能寻才三个渠道的数据汇聚到统一平台，HR 无需辗转于多个系统之间。招聘流程的每一个环节——从职位发布、简历收取、筛选评估到 offer 发放都可以在一个系统中完成和持续追踪。

考勤端：从人工到系统。时间管理模块的上线，意味着考勤数据不再是 HR 每月手工整理的 Excel 表格，而是系统自动生成、实时更新的数字化记录。假勤流程从线下走到线上，审批效率提升，数据准确性得到保障。

关键发现

该机构的案例揭示了一个具有普遍意义的事实：即使是在技术实力最为顶尖的科研机构中，HR 系统的碎片化仍然是管理效率的隐形杀手。问题不在于没有系统——招聘有招聘的工具、考勤有考勤的办法，而在于这些系统和工具间互不相通，HR 的大量时间消耗在“串联”这些孤立的环节上。

这个发现不是该机构独有的。在我们服务的众多客户中，“有系统，但不通”是出现频率最高的痛点之一。区别只在于：有的企业是五六个系统不通，有的企业是七八个；有的是数据重复录入，有的不仅是重复，还会出错……

该机构的故事之所以值得分享，是因为它把上述问题放在一个极具反差感的背景中——处理器设计可以做到世界领先，但考勤还得靠人工统计。这种反差本身就说明，HR 系统的碎片化与技术能力无关，而与组织对 HR 数字化的优先级排序有关。

案例 2

某全球存储芯片巨头——全球系统在中国的水土不服

企业背景

某全球存储芯片巨头是一家在中国设有重要研发与业务分支的跨国半导体企业，员工规模达数千人，中国区业务涵盖技术研发、市场销售与运营管理等多个职能。此前中国区的人力资源系统由 Global 统一提供，在经历一次业务结构调整后，原有系统需要重新搭建，以匹配中国区当前的业务规模和合规要求。

面临挑战

该企业中国区面临的核心矛盾，主要是全球化系统与中国本土需求间的结构性冲突：

- **其一，原有系统在中国招聘渠道集成能力不足。**虽然 Global 原有的 HR 系统在薪酬、绩效等模块上具备成熟的全球化能力，但在招聘领域，其对中国本土主流招聘渠道，如各大招聘网站、微信生态的集成支持相当有限。候选人无法通过中国常用的求职平台直接投递，需跳转到海外系统完成申请，这不仅影响候选人的投递体验，也直接导致简历量下降。
- **其二，候选人体验与本土习惯脱节。**中国求职者的行为模式高度依赖移动端和社交媒体，例如微信，其是信息获取和职业社交的核心入口。一个无法在微信上完成投递、无法在手机端流畅操作的招聘流程，在中国人才市场上的竞争力先天不足。
- **其三，数据跨境传输面临合规挑战。**《个人信息保护法》（PIPL）对个人信息跨境传输提出明确要求。全球系统的数据架构通常以全球统一部署为前提，候选人和员工的个人数据可能存储在海外服务器。在中国区重新搭建系统时，如何既满足 Global 总部的数据治理要求，又符合 PIPL 的合规框架，是一道必须解决的难题。
- **其四，历史数据迁移需求。**业务调整过程中，大量历史人事数据需要迁移到新系统中。数据完整性、格式兼容性、迁移过程中的业务连续性，每一项都是工程级别的挑战。

解决路径

易薪路为该全球存储芯片巨头中国区提供「本土化系统 + 全球系统集成」的解决方案——在中国区搭建独立运行的招聘与人事管理平台，同时与 Global 实现系统数据打通。

- **第 1 步：eRoad ATS 招聘系统本土化部署。**选择 eRoad 作为中国区 ATS 招聘管理系统，首要原因是其对中国本土招聘渠道的深度集成能力。各大主流招聘网站的职位发布、简历收取、候选人管理，都可以在 ATS 中一站式完成。更重要的是，ATS 的候选人界面完全按照中国求职者的使用习惯设计——移动端友好、流程清晰、反馈及时。
- **第 2 步：招聘官网与微信招聘平台搭建。**在 ATS 的基础上，搭建 PC 端招聘官网和微信招聘平台。PC 官网满足正式、完整的品牌形象展示需求；微信招聘平台则对接了中国候选人最核心的信息获取入口。两个平台与 ATS 后台打通，候选人无论从哪个入口投递，数据都会自动汇入同一套系统。
- **第 3 步：与 Global 系统数据打通。**eRoad ATS 与 Global 建立数据接口，候选人从投递到入职的关键数据可同步，供全球 HR 系统使用。这一打通解决了「本土招聘」与「全球人事管理」间的衔接问题——中国区用符合本土习惯的方式招人，Global 可在合规前提下获取所需人事数据。
- **第 4 步：跨境数据授权合规方案。**针对 PIPL 合规要求，方案设计针对性跨境数据授权机制。候选人在投递流程中会看到清晰的个人信息处理说明和跨境传输授权页面，授权动作被记录并留存，满足合规审计要求。

项目价值

这套方案实施后，该全球存储芯片巨头中国区实现三个层面的突破：

- **招聘效率：渠道集成带来简历量回升。**本土招聘渠道的全面打通，使候选人投递流程顺畅，简历量恢复到与市场规模匹配的水平。HR 无需依赖手动从各个渠道导出数据、整理表格，所有候选人信息在 ATS 中统一管理。
- **合规风险：跨境数据传输有了制度化的解决方案。**PIPL 授权机制的上线，使中国区在数据跨境传输方面有了可审计、可追溯的合规基础。这不仅是满足监管要求，也为 Global 总部提供了中国区数据治理的确定性。
- **系统衔接：本土平台与全球系统不再割裂。**通过数据接口，eRoad ATS 与 Global 人事系统之间的数据壁垒被打通。HR 在本土系统中完成招聘全流程，关键数据自动同步至全球系统，两套系统各司其职、协同运转。

关键发现

该全球存储芯片巨头的案例是“全球化≠一刀切”的生动注脚。该案例揭示的结构性矛盾具有广泛的代表性：跨国企业在中国的 HR 系统建设，不是在「全球统一」和「本土独立」之间二选一，而是需要找到一条「本土系统 + 全球集成」的中间路径。本土系统负责渠道集成、候选人体验、合规保障；全球系统负责统一的人事管理和数据治理。两者通过数据接口协同，而非试图用一套系统覆盖所有需求。

全球化并不意味着所有市场用同一套打法。在中国这个招聘渠道生态、候选人行为模式、数据合规环境都高度独特的市场，本土化系统不是可选项，而是必选项。

案例 3

某全球零售连锁品牌——全球系统与本土渠道的断层

企业背景

某全球零售连锁品牌是一家门店网络遍布多个国家和地区的大型跨国零售企业，中国区设有采购、运营等多个职能团队。其中，采购部门需要与全球供应商网络对接，对候选人在供应链管理、商品分析、跨文化沟通等方面的复合能力要求较高。中国区团队在这一全球网络中承担着不可忽视的业务职能。

面临挑战

该全球零售连锁品牌中国区在招聘管理中面临的核心问题，是全球统一系统与本土招聘渠道之间的系统性断层：

- **第一，全球统一使用的招聘管理系统无法对接中国主流招聘渠道。**尽管该全球零售连锁品牌全球统一部署的招聘管理系统，在欧美市场的渠道集成能力较为成熟，但在中国市场，该系统无法直接对接主流招聘网站和微信生态，HR 需在系统之外手动处理大量的招聘渠道管理工作。
- **第二，多平台切换形成数据孤岛。**由于该系统无法集成中国本土渠道，HR 需在多个招聘平台间频繁切换——在 A 网站发布职位、在 B 平台筛选简历、在微信与候选人沟通、再手动将信息录入系统。这个过程中，数据散落在不同平台，无法形成统一的候选人视图，HR 对招聘全貌的把控能力被严重削弱。
- **第三，Global 同事参与筛选时的 PIPL 合规风险。**招聘流程中，Global 总部同事需参与部分候选人筛选和评估。但当 Global 同事查看包含中国候选人个人信息的数据时，涉及个人信息的跨境传输，需符合 PIPL 的合规要求。在缺乏系统化授权机制的情况下，这一环节存在合规盲区。

解决路径

该全球零售连锁品牌中国区的解决思路不是替换原有的全球招聘管理系统，而是在保留全球系统的前提下，通过本土化工具补齐渠道集成和合规管理的短板。

- **第 1 步：eRoad 寻才系统打通全球系统。**寻才系统作为本土化的招聘管理工具，与全球招聘管理系统实现了数据打通。HR 在寻才系统中完成候选人搜索、筛选、评估等工作，关键数据自动同步至全球系统，供 Global 团队查看和使用。这一打通使得中国区 HR 可以在符合本土使用习惯的环境中完成招聘管理，同时保证全球系统的数据完整性。
- **第 2 步：一站式招聘管理。**将多个招聘渠道——招聘网站、微信招聘平台、内部推荐——的数据汇聚到寻才系统中，实现一站式管理。HR 不再需要在五六个平台之间来回切换，所有候选人的信息、进展、评估记录都集中在一个系统中。数据孤岛的问题由此得到缓解。
- **第 3 步：PIPL 合规自动化方案。**这是本项目中最具创新性的环节之一。针对 Global 同事查看中国候选人数据时的 PIPL 合规需求，设计了自动化的授权触发机制：当候选人的信息需要被 Global 端的同事访问时，系统自动向候选人推送个人信息跨境传输的授权请求；候选人完成授权后，数据才会对 Global 端开放。整个流程无需 HR 手动介入，授权记录自动留存，满足合规审计要求。

项目价值

- **效率层面：从多平台手动切换到一站式统一管理。**招聘数据的集中管理大幅减少了 HR 在平台间切换和手动录入的时间。渠道效果的数据可视化使 HR 能清晰判断每个渠道的投入产出比，优化资源配置。
- **合规层面：PIPL 合规从人工管控升级为系统自动化。**自动授权触发机制消除了合规盲区——不再是“HR 记得就授权、忘了就裸奔”，而是系统自动判断、自动触发、自动记录。这不仅降低了合规风险，也减轻了

HR 的合规管理负担。

- **协同层面：本土招聘与全球管理的衔接顺畅化。**通过寻才系统与原有招聘管理系统数据打通，中国区 HR 在本土环境中高效完成招聘管理，Global 团队也能及时获取所需信息，双方各取所需、各用其便。

关键发现

该案例揭示了许多跨国企业中普遍存在的效率黑洞：全球系统与本土渠道间的断层。

尽管该企业原有的招聘管理系统在全球范围内已经发展相当成熟，但在中国这个招聘渠道生态高度独特的市场中，本土渠道的集成能力普遍面临挑战，令全球系统的优势无法充分发挥。HR 被迫在全球系统和本土渠道间充当「人肉桥梁」，大量时间消耗在数据搬运而非人才判断上。

该案例的启示在于：解决全球系统与本土渠道的矛盾，不一定需要替换全球系统。通过在本土层面搭建「连接器」——既能深度集成中国招聘渠道，又能与全球系统数据打通——可以在不改变全球架构的前提下，补齐本土化的短板。断层的修复不需要推倒重来，只需在正确的地方搭一座桥。

案例小结

三个案例分别来自科研机构、半导体制造、全球零售三个截然不同的行业，但传统 HR 系统失灵的模式在结构上高度相似：

- 该机构代表的是“系统碎片化”：招聘、考勤、薪酬各自为政，HR 的时间消耗在串联孤立系统上。即使是最顶尖的技术机构，也无法在碎片化的 HR 系统中实现高效管理。
- 某全球存储芯片巨头代表的是“全球系统水土不服”：国外招聘管理系统的全球能力毋庸置疑，但在中国招聘渠道集成上的短板，也直接导致了候选人体验下降和招聘效率受损。全球化不等于一刀切，本土化系统是必选项而非可选项。
- 某全球零售连锁品牌代表的是“全球与本土的断层”：品牌原有的招聘系统虽在全球运转良好，但在中国市场却无法回避数据孤岛和合规盲区。HR 被迫充当全球系统和本土渠道之间的人肉桥梁，效率被系统性消耗。

三种失灵模式指向同一个结论：传统 HR 系统无论是碎片化的本地系统，还是水土不服的全球系统，已经无法支撑 AI 时代的招聘需求。AI 时代的招聘需要数据流通、渠道集成、合规自动化、候选人体验优化，这些能力在传统系统架构中要么缺失，要么严重不足。

面对这些结构性断层，部分企业选择用一体化智能平台重构流程。下一章将展示，当招聘渠道智能集成、AI Agent 协同工作、全球与本土无缝衔接，效率提升不是线性的，而是结构性的——这已在不同行业、不同规模的企业中得到验证。

02

流程重构维度：

从线性漏斗到 Agent 协同网络



2-1

传统招聘漏斗的结构性困境

洞察：传统招聘的漏斗，变了

第一章讲完技能定价的失灵，我们把视线从“怎么描述一个人”转向“怎么找到这个人”。招聘流程的经典模型是一只漏斗——发布 JD、收到简历、筛选、面试、offer、入职。这只漏斗在工业时代跑了 40 年，效率不高，但够用。因为它背后有 3 个隐含假设，一直没有被认真质疑过。

- **第 1 个：候选人池是无限的。**发出去 JD，自然有人来投。这个假设在候选人充裕的岗位、充裕的市场里成立。但对于 AI 岗位不成立——94% 的技术领导者认定人才短缺是 AI 创新的首要障碍，85% 已经因此出现了项目延迟。被动等简历的模式在 AI 岗位上已经失效。不是 JD 写得不够好，而是池子里本来就没多少候选人。
- **第 2 个：HR 时间是无限的。**每增加一个岗位就加一个 HR，或者至少让现有 HR 多扛一点。这个假设在编制宽松的年代勉强成立。Hackett 曾预测，2026 年 HR 工作量预计同比上升 9%，83% 的受访组织预期工作量上升——但同期 HR 部门的人员编制与预算几乎持平。HR 越来越忙，但人没有增加。漏斗的“处理带宽”收窄，而岗位需求却持续膨胀。
- **第 3 个：JD 描述是准确的。**常理来说，只要 JD 中把岗位要求写清楚，候选人就能对号入座，HR 从简历筛选开始就能高效匹配——title 对得上就往下推进，对不上就筛掉。这个假设在岗位标准化程度高的年代大致成立。但今天，大多数 JD 用的是 title+ 年限（比如“高级 Java 开发，5 年经验”），而企业真正需要的是背后的技能组合。JD 本身写得就不准，筛选漏斗从第一道筛网就开始偏离“航道”：它过滤的不是「谁能力对」，而是「谁的 title 看起来对」。结果是，title 对的人被筛进来，真正能干活的人反而被筛掉。

三个假设同时松动。池子变小、时间变紧、筛选偏离航道——传统招聘漏斗不是某个环节需要优化，而是从“根”上发生变化。

拆解：漏斗每一环“卡”在哪

把漏斗逐环拆解来看：

- **第 1 环：JD 模糊 → 申请量大但精准度低**

传统 JD 的标准写法是 title+ 工作年限 + 学历要求，偶尔加一段“加分项”。它描述的是一类人的画像，不是一组技能的组合。如前文分析，一份 JD 只有一个 title，不会同时出现两个岗位名称。“高级数据分析师”和“资深数据分析师”可能指向完全不同的技能栈，但简历筛选只看 title 是否对得上。

结果是：收到的简历量大，但匹配度低，HR 需花大量时间在“看起来对”的简历中判断“实际做没做过”，而这个判断本该在 JD 阶段就完成。

- **第 2 环：筛选成本高 → 人工瓶颈**

简历堆进来，谁来筛？靠 HR 逐份人工筛选。SHRM 2025 年的数据给出一组数据：每次成功招聘平均要跑 20 场面试，较 2021 年的 14 场涨了 42%。面试轮次越加越多，每轮都要协调时间、准备评估、同步反馈——而所有这些环节的执行者还是同一个 HR。人工筛选是整条链路上最大的单点瓶颈。

- **第 3 环：面试安排慢 → 候选人流失**

线性流程是慢的根源。HR 约完业务面试官，再约交叉面试官，再约终面——每一轮都在等上一轮的空档。优秀候选人在等待中被竞品抢走。SHRM 的数据记录了这段等待的成本：非高管岗位的平均招聘周期曾从 33 天涨到 44 天，涨幅 33%。11 天的增量，在 AI 岗位市场上，足够让一个候选人走完另一家公司的全流程。

- **第 4 环：offer 谈判拉锯 → 入职被鸽率**

定价不精准的后遗症在这里集中爆发。诚如前文所述，title 定价失灵意味着 offer 的薪资锚点可能偏高也可能偏低。偏高，候选人接了但预期被抬到不合理的位置，入职后落差感强，留存风险大；偏低，候选人直接拒掉，意味着 HR 又要再重新走此前已经走过的流程。

- **第 5 环：入职后断裂 → 反馈闭环缺失**

候选人入职，则招聘流程宣告结束。但入职后的绩效、留存、技能匹配度等，这些数据不会回传到招聘前端。下一轮招聘，同一份 JD、同一个筛选标准、同一套面试流程，犯同样的错。漏斗是一个没有记忆的系统。

综合以上 5 条，卡点逐渐明确：**JD 模糊带来无效简历，无效简历推高筛选成本，筛选低效拉长面试排期，排期延迟导致候选人流失，定价偏差衍生 offer 拉锯，入职断裂让下一轮还在犯同样的错……**不是某一环慢，是整条链条在串行消耗。

案例：一笔肉眼可见的效率账

本节所呈现公开案例，将上述卡点链条的隐性成本显性化。

Intermountain Health 是美国最大的非营利医疗系统之一。在传统招聘流程下，它的平均招聘周期是 65 天。两个多月，在医疗行业的人才市场上，这足够让大量候选人流失到其他企业或行业。

但逐层拆解下来，问题很清晰：简历筛选依赖人工逐份审核，面试安排走线性排期，数据不打通，每一环都在等上一环完成。不是某一位 HR 效率低，是整个漏斗的架构决定了它快不了。

后来引入 AI 重构招聘流程——简历智能筛选、面试并行调度、数据驱动决策——招聘周期从 65 天降至 35 天。

这个案例说明的事情很简单：不是招不到人，是漏斗本身的效率问题。人才池没有变，岗位需求没有变，变的是流程的运转方式。同样的候选人、同样的 HR 团队，在线性流转的招聘漏斗中周期需要 65 天，而在 AI 重构后的流程里只要 35 天——可见，差距不在人，而在架构。

思考：漏斗的底层架构是问题本身

把这一节讲的事情收拢。

传统招聘漏斗的根本问题，不是某一个环节慢、某一个 HR 效率低、某一份 JD 写得不好。是整只漏斗的底层架构是线性的、串行的、人力密集的。它建立在一个候选人充裕、HR 编制宽松、技能变化缓慢的时代——而那个时代已经过去了。

2026 年，招聘的三大关键要素发生明显变化：

- 人不够。AI 岗位本来就少人，被动等简历很难快速满足人才补位的需要。根据全球 WEF 数据：94% 的技术领导者承认，人才短缺是 AI 落地的最大卡点。
- 活更多。HR 的工作量比去年多了 9%，且 8 成以上组织还在继续加码。但尽管如此，HR 的编制几乎没动。（据 Hackett 2026）
- 筛不准。JD 还是按 title 和年限写的，漏斗从第一道筛网就偏了：筛进来的是“title 对的人”，不是“能力对的人”。

漏斗还在跑，但跑漏斗的前提已经不在。

CHRO 需要做的不是优化漏斗里某一个环节的工效——那是局部修补，而应该首先回答：**如果漏斗本身不再是正确的架构，替代方案是什么？**

下一节，我们将引出 AI Agent，看看它如何从架构层面重构招聘流程——从线性串行到并行协同，从单点工具到多 Agent 编排。

2-2

AI Agent 如何重构招聘流程

思考：工具铺了、Agent 用了，KPI 却没动？

过去两年，AI 招聘工具是 HR 部门最热的采购项。JD 撰写、简历筛选、候选人搜索、面试排期、offer 生成——每一步都能找到一款 AI 工具接进来。越来越多企业 CHRO 也确实为 AI 数智化转型留出预算。

但 2026 年上半年，一个不太好看的数据结构浮上台面。根据 SHRM 追踪的美国雇主相关数据，AI 在 HR 的渗透率从 2024 年的 26% 涨到 2025 年的 43%，一年涨幅达 65%；招聘（51%）是最常见的 AI 应用 HR 职能。

工具确实实用起来了——但实际效果方面，SHRM 同期追踪了三个维度的自评数据：

- 89% 的 HR 说 AI 帮他们省了时间，
- 36% 说降了招聘成本，
- 仅有 24% 说改善了候选人质量。

三个数字，逐级腰斩。也就是说，AI 工具确实帮 HR 省了时间，但省下的时间有没有转化成更低的招聘成本？未必。成本降了，候选人质量有没有跟着提升？未必。

这无论是在 HR 部门内部复盘时还是人力资源 1 号位向上汇报时，都是绕不过去的思考题：钱花了，工具装了，为什么关键 KPI 没动？

本小节想把答案讲清楚。

员工侧：可用性值得看好

从员工侧的可用性看，两组数据能形成互证。

- Deloitte 《State of AI in the Enterprise 2026》覆盖 24 国、6 个行业、3,235 位 C 级高管。数据显示：

60% 的企业已为员工提供 AI 工具——一年前这个数字还只有 40%，一年提升了 20 个百分点。

- SHRM 2025 Talent Trends · AI in HR 从工具的自评效果给出对照：89% 的 HR 表示 AI 帮他们省了时间。这是一个非常高的达成率——十个用了 AI 招聘工具的 HR，九个说省时。这个 89% 是接下来所有分析的基线：工具确实节省了时间。

基于此我们可以下第一层结论：**AI 招聘工具在员工侧可用性方面，基本已经不是问题。工具铺得下去，员工用得起来，省时效应看得见。**这跟过去“员工不用、工具吃灰”的老画面已经完全不同。

到这一步，如果 CHRO 在会上只讲 60% 与 89%，AI 招聘这笔预算听起来是划算的。但显然这只是开始，组织侧的业务价值部分才是更受关注的。

组织侧：业务价值仍有待验证

先从两组宏观数据看起：

- Gartner 2025 年 10 月 HR Symposium/Xpo press release 给出的数字很直接：88% 的 HR 领导者所在组织尚未从 AI 工具获得显著业务价值。Gartner 官方同期在 Hype Cycle 里判读——生成式 AI 在 HR 的应用，正在快速滑向 Trough of Disillusionment（幻灭低谷）。
- Deloitte State of AI in the Enterprise 2026 从另一个角度锁定同一件事：60% 员工可用 AI 工具，但仅 20% 的组织从 AI 产生营收，74% 组织仍在期望阶段，这意味着 54 个百分点的期望与现实差距。同一份报告里，84% 的组织未围绕 AI 能力重设计岗位；只有 25% 的组织把 40% 以上的 AI 试点投产。
- Deloitte 2026 Global Human Capital Trends 把这个落差进一步量化：报告中多次提到“知行差距”，典型代表如：88% 的领导认为动态编排人才、AI、资源的能力是关键，但只有 7% 认为自己做得好，81 个百分点的差距，足以见得行业在“知”与“行”之间仍有较长一段路程。
- Hackett Group 2026 HR Key Issues Study（样本为北美与欧洲营收超 10 亿美元企业的 HR 领导，数据来源于 2025 年末在线调研）数据显示：81% 的 HR 领导者认可智能技术的价值，但 59% 尚未拿出一份具体行动计划，这中间存在 22 个百分点的落差。

回看上述四份研究数据，**员工手里有工具、工具在手也确实能省时，但业务价值到底有多少，却很难回答。**简单而言，AI 招聘工具的钱花下去，卡在了从“工具可用”到“组织变现”的这段路上。

思考：预算批了，工具用了，离成功还有多远？

说白了——采购一款 AI 工具，是一个采购动作；让 AI 招聘 KPI 真正走动，是一个组织变革动作。这不是要否定 AI 招聘工具。两件事经常被混在同一张预算表里，也经常被 CHRO 在向 CEO 汇报时说成同一件事（显然

并不是同一件事）。

Deloitte 2026 年 6 月的一组数据指出：**80% 以上部署了自主 AI 业务能力的公司同步做了裁员，但能真正实现 workflow 重设计的组织，成功率可提升 2-2.5 倍。**

同一个趋势，Deloitte 年度人力资本报告里的欧洲电信案例说得更具体：只加 AI 专家团队不改流程，生产率提升 5%；把 90% 的 AI 预算投在人与 AI 协同的 workflow 重设计上，生产率提升 30%，相较于过去有 6 倍差距。

薪智追踪的数据也给了同向证据。**AI 技能溢价正在从“会使用模型”转向“能把模型稳定、低成本、可控地嵌入业务流程”。**这句话背后，释放了一个强烈的招聘市场信号：**能改流程的人在涨薪，只会用工具的人在被平替。**

回到前文中 SHRM 给出的原始数据：

- 89% 的 HR 认为 AI 节省时间；
- 36% 的 HR 认为 AI 降低招聘 / 面试 / 雇佣成本；
- 24% 的 HR 认为 AI 改善候选人识别质量。

三层漏斗逐层收窄——省时最容易、降本次之、提准最难。

- 省时卡在工具本身——工具够用就行，89% 可达。
- 降本卡在流程——工具再快，面试还是那么多轮，offer 流程还是那么长，候选池还是不互通，工时成本就是降不下来。
- 提准卡在协同——简历筛选推荐的人，面试时总对不上；面试打的分，和筛选系统的判断打架；AI 给的录用建议，没人敢直接拍板。这些问题不是再买一个工具能解决的，是要把手里这些工具串成一张网，让它们说的是同一套数据、同一个标准。

到这里，答案呼之欲出：**AI 招聘工具的下一站，不是把工具装得更多，是把 AI 装进流程里的每一环，把散落的工具编排成一张能协同跑通招聘全链路的 Agent 网络。**

■ 重构：从工具堆叠到 Agent 网络

把上面的诊断翻译成一份可执行的路径，AI 招聘工具的成熟度分三层，一层比一层难：

- **第 1 层——工具层**：单点 AI 工具接入，例如 JD 生成、简历筛选、面试排期等，对应 SHRM 此前研究数据中 89% 的省时效应。

- **第2层——Copilot层**：AI 助手陪伴式辅助 HR 决策，例如推荐匹配、面试打分、offer 建议等，对应 SHRM 披露的 36% 的降本效应。
- **第3层——Agent层**：多 Agent 协同重构招聘流程，意图理解 → 候选池挖掘 → 主动触达 → 面试组织 → 决策辅助 → offer 生成 → Onboarding，对应 Deloitte 讲的动态编排，也是解决 SHRM 指出的 24% 提准的答案。大部分组织卡在这一层的入口（88% 的受访者认为重要，但仅有 7% 能做好）。

三层拼在一起，路径就画出来了：工具层解决可用性、Copilot 层解决效率、Agent 层解决流程本身。招聘 KPI 的三级降级不是三个独立问题，是三层递进——走完三层，89、36、24 才有机会走成三级递进。

过去两年，AI 招聘工具的采购逻辑是「加法」——多接一个工具、多试一款 Copilot、多买一次授权。但 89-36-24 的三级降级已经说明：不是加更多工具能解决的，是要把工具重新组织成一张 Agent 网络。

Gartner 88% 未见业务价值、Deloitte 81pp 编排落差、Hackett 22pp 路线图空白——三组数据指向同一件事：大部分组织手里不缺工具，缺的是把工具编排成 Agent 网络的能力。

Agent 网络不是工具的加法，是招聘流程的乘法。

下一章，我们将走完这条从工具堆叠到 Agent 网络的完整路径，看看在 2026 年这个 Agentic 工程体系成熟的临界点上，招聘业务链路上的 6 个环节到底怎么被 Agent 集群重构。

2-3

招聘流程的结构性变革

2.1 节拆解了传统招聘漏斗的痛点，2.2 节画出了 Agent 协同网络的轮廓。本节将进一步从三个维度，阐述从漏斗到网络，到底变了什么。

并行 vs 串行：从排队等候到同时起跑

传统漏斗是时间序列，JD 发布后收简历，筛完排面试，一面过后再约二面。每一环都在等上一环完成。SHRM 量化了这段等待，数据表明：非高管岗位平均招聘周期从 33 天膨胀到 44 天，面试轮次从 14 场增至 20 场。这中间 11 天的增幅相当一部分不是“做事”，而是“等事”。

Agent 网络则不同。需求确认瞬间，JD 解析 Agent 转译技能图谱、Sourcing Agent 多渠道搜索被动候选人、人才池 Agent 匹配历史存档，三件事在同一小时内发生。面试阶段，调度 Agent 并行协调面试官日历，评估 Agent 同步汇总各轮反馈。Hackett 报告引用的一家区域医疗系统案例恰好说明了这一点：同样的系统和团队，串行流程跑了 65 天，换成并行流程只用了 35 天。可见，主要差距不在人，而在流程。

实时 vs 滞后：信号立刻被下一环节接收

串行流程还有个看不见的代价：每一步做完才轮到下一步，信息就在一环一环的等待中慢慢过期。面试官到第三轮才发现候选人技能和 JD 对不上，但前两轮已经花了一周。候选人搜寻的方向一开始就跑偏了，也得等整个流程走完才能回头复盘。

而在 Agent 网络中，反馈即时流动。Sourcing Agent 发现某类候选人响应率低于预期，信号即时触发 JD 调优 Agent 修正措辞、薪酬锚定 Agent 调整定价区间，同一循环内完成。Deloitte 数据显示，88% 领导者认为动态编排能力至关重要，但仅 7% 自认做得好，81 个百分点的知行差距，衡量的正是这种实时响应能力的缺口。

闭环 vs 开环：入职是下一轮优化的起点

传统模式中，招聘漏斗在候选人入职时画上句号。绩效、留存、技能匹配度等数据不回传到招聘前端。这意味

着在下一轮招聘中，同一份 JD、同一套筛选标准，将重复同样的判断。

这个“没有记忆”的代价有多高？根据薪智追踪的入职 6—12 个月主动离职率显示：

- 信息技术：17.6%，
- 互联网：16.5%，
- 人工智能：17.4%，
- 消费电子：18.8%，
- 职业教育：20.0%。

每十人近两个在一年内离开，而重新招一个人的成本远不止重新发一次 JD。Agent 网络天然支持闭环。入职后的绩效与留存信号回写到人才画像模型，校准下一轮 Sourcing 策略和面试评估权重。这使得招聘不再是管道，而是自我修正的回路。

总结而言，从漏斗到网络，不是把每环做得更快，而是把环节之间的关系重新设计。串行变并行、滞后变实时、开环变闭环，构成了招聘流程最核心的架构迁移。这也自然引出一个问题：Agent 网络接管了编排、信号传递和数据闭环后，HR 做什么？

Hackett 数据表明：HR 工作量增加了 9%，83% 组织预期继续攀升，但编制却几乎无变动。当流程的“体力活”被 Agent 吸收，HR 必须从执行者重新定位为编排者和把关人。下一节，我们将展开详述。

2-4

流程重组后，HR 怎么办？

思考：流程变了，HR 自己怎么办？

简历初筛交给 Agent 了，JD 可以自动生成，面试记录也自动化了——那我每天上班做什么？这个问题回答不清楚，AI 招聘的部署就只完成技术侧的一半。组织侧的另一半——人的角色重新定义，才是这场转型与变革的核心。

Agent 到底替代了哪些工作？

SHRM 的数据给出一幅清晰的应用全景：

- 写 JD：66%，
- 筛简历：44%，
- 搜索候选人：32%。

这三项恰好是传统 HR 最耗时间的执行性动作。而 Agent 网络能稳定接手的任务至少四类：

- JD 撰写与优化——基于技能图谱自动生成初稿并迭代；
- 简历初筛与排序——按技能匹配度而非 title 筛选；
- 面试记录与结构化整理——实时记录并生成评估报告；
- Offer 方案草稿——综合预算、市场分位、候选人期望生成建议方案。

效果方面，SHRM 数据显示：89% 省时、36% 降本、24% 提准。Agent 在执行层面的价值已然得到验证。

Human-in-the-loop：哪些决策必须以“人”为本？

替代动作不等于替代判断。有些决策，Agent 给不了，企业或组织也不会让它给。下表中整理了招聘流程中人与 AI 协作的主要“分工清单”。

环节	Agent 执行（交出去）	Human-in-the-loop（留下来）
JD	基于技能图谱生成初稿、迭代优化	判断岗位在组织中的真实定位，确认团队文化关键词
筛选	技能匹配度排序、简历结构化解析	综合评估候选人的成长轨迹与职业动机
面试	记录、转录、生成结构化评估报告	判断文化匹配度、团队气场、隐性协作潜力
Offer	薪酬方案草稿、市场分位对标	薪酬谈判中的弹性把控、入职预期管理
录用	风险标签提示、背调信息整理	最终录用决策，综合所有信息、承担决策责任

核心逻辑是：**Agent 处理信息，人类做出判断**。比如 Agent 把 20 份简历压缩成 3 份并附上评分——这 3 个人里最终选谁、为什么选、进来后团队会怎么变化，这些需要人来完成。

Josh Bersin 的研究指出，30—40% 的传统 HR 岗位可以被自动化，但编排、治理和组织设计等新兴角色仍享有显著溢价。市场正在为“能做出 Agent 做不了的判断”的人重新定价。

AI 时代，HR 的新能力模型

角色重新定义后，HR 的能力模型也将随之迁移。我们认为，AI 时代的 HR 将具备三项核心能力：

- **Agent 协作管理能力**
定义任务边界，哪些步骤交给 Agent、在哪里设置人工审核节点、如何评估产出质量。Deloitte 的数据揭示了这个能力的稀缺性：88% 的高管认为智能体编排至关重要，但只有 7% 认为自己做得好。
- **数据解读能力**
Agent 产出的是决策依据——匹配度评分、薪酬分位、风险标签。HR 需要读懂数据、判断置信度、在数据与直觉之间找到平衡。
- **人才战略规划能力**
执行性工作被接管后，HR 的时间释放出来，应投向人才梯队规划、组织能力建设、关键岗位的长期人才地图。值得注意的是，上述三项能力是有递进关系的：先学会与 Agent 协作，再从数据中提炼洞察，最终转化为组织层面的人才战略。

企业落地：“人”是最容易被低估的变量

能力迁移不是一夜之间发生的。企业落地 AI 招聘通常经历 3 个阶段：

- **第 1 阶段——工具引入**：逐个环节接入 Agent，HR 建立基本认知和信任。这一阶段的核心收益是省时；

- **第 2 阶段——流程再造：**从单点工具升级为端到端的智能体网络，HR 从“每个环节的执行者”变成“整条流程的编排者”。这一阶段开始释放降本效应。
- **第 3 阶段——组织能力升级：**智能体网络成为招聘基础设施，HR 重心从执行转向战略判断，开始真正改善候选人识别质量。

但大多数组织还卡在向第二阶段过渡的路上。Hackett 的数据显示：81% 的企业认可智能技术的战略价值，但 59% 尚未制定实施路线图。更值得关注的是，SHRM 发现：67% 的组织在 AI 培训方面不够主动。工具买了、流程改了、人没跟上——这是最容易被低估的风险。

回到这一章反复被追问的问题：流程变了，HR 做什么？

答案不是“学 AI”或“转行”，而是回到 HR 最本质的价值——理解组织、理解人、做出判断。智能体可以写职位描述、筛简历、整理面试记录，但它不知道“这个团队现在需要的不是技术最强的人，而是最能调动组织积极性的人”。

从执行者到决策者，不是角色的拔高，而是角色的回归——回归到 HR 本该做、但一直被执行性工作淹没的事情上。

接下来，我们将通过两个真实客户案例，展示智能招聘平台在不同企业中从旧系统失灵到新平台跑通的完整过程。

2-5

案例：从“旧系统失灵”到“新平台跑通”

在第一章中，我们用三个案例展示了传统 HR 系统失灵的三种模式：系统碎片化、全球系统水土不服、全球与本土的断层。每一个案例都指向同一个问题——旧系统的架构已经接不住 AI 时代的招聘需求。但提出问题只是第一步，CHRO 真正关心的是：换了一套系统后，实际效果怎么样？

本节将展示两个真实客户在接入易薪路 AI 招聘后，招聘流程发生的具体变化。两个客户分属跨国制造和精密仪器，企业规模和招聘场景各有特点。

案例 1

某欧洲跨国制造企业——从传统招聘到 Agent 网络的渐进式演进

企业背景

某跨国工业控制厂商是一家全球领先的工业控制与暖通设备制造商，业务遍布全球，在多个细分领域占据头部位置。作为一家深耕中国市场多年的跨国制造企业，其招聘需求兼具两个特征：

- 一是蓝领岗位的招聘量大、频次高，需要高效的渠道触达和流程管理能力；
- 二是雇主品牌建设需要持续投入，在竞争激烈的制造业人才市场中保持品牌辨识度。

该企业与 eRoad 的合作已持续多年。这段合作期恰好覆盖了招聘技术从传统工具时代向 Agent 网络时代的完整演进过程。该跨国制造企业也因此成为观察这一技术变迁的最佳样本。

面临挑战

该企业在启动数字化招聘转型时，面临的核心挑战集中在两方面：

- 蓝领招聘的效率瓶颈。制造业蓝领岗位的招聘特征是量大、频高、周期短。一条产线可能需要同时补充数十名操作工，HR 需要在短时间内完成大量简历筛选、通知、面试安排。传统的人工操作模式下，HR 团队的工作量与招聘量成正比——招聘需求翻倍，HR 的工作量也翻倍，效率提升的空间极为有限。
- 雇主品牌建设的持续性难题。在制造业人才竞争日益激烈的背景下，雇主品牌不是一次性工程，而是需要持续运营的长期投入。如何让潜在候选人在没有主动求职的时候也能感知到该企业的品牌影响力，如何在增加 HR 日常工作量的前提下保持品牌的持续曝光，是雇主品牌建设的核心挑战。

解决路径

某跨国工业控制厂商的解决方案分阶段推进，从渠道数字化起步，逐步演进到 Agent 网络的全面落地。

- **第 1 阶段：微信招聘平台实现精准触达。**合作的第一步是在微信生态中搭建招聘平台。对于蓝领岗位而言，微信是候选人获取信息最核心的渠道——不像白领候选人会在多个招聘网站之间比较，蓝领候选人更习惯在微信生态中完成信息获取和职位申请。微信招聘平台解决了“候选人从哪里来”的问题，更重要的是，它让招聘信息可以在社交网络中传播——候选人可以转发给朋友、分享到群里，这种社交传播的招聘效果远超传统渠道的单向发布。
- **第 2 阶段：微信运营打造雇主品牌。**在招聘平台上线后，该企业进一步将微信作为雇主品牌建设的运营阵地。通过持续的内容发布，如员工故事、工作场景展示、企业文化活动等，在微信生态中建立持续的品牌存在感。雇主品牌建设从“一次性项目”变为“日常运营”。但 HR 的工作量并没有同比增长，内容模板化、发布流程化、数据可视化，使品牌运营的边际成本持续下降。
- **第 3 阶段：AI 招聘机器人上线，Agent 网络的核心节点落地。**这是该企业数字化招聘历程中最具标志性的节点。AI 招聘机器人的上线，意味着招聘流程中首次出现了能 7×24 小时在线、自动响应候选人问题的智能节点。招聘机器人承担的不是简单的 FAQ 回复，而是真正的招聘流程参与——候选人咨询岗位信息、了解薪资福利、确认面试安排，都可以由机器人完成初步响应。从技术架构看，AI 招聘机器人就是 Agent 网络在招聘场景中的具体落地形态：它具备环境感知能力（理解候选人的问题意图）、任务执行能力（调用招聘系统中的数据完成响应）、自主决策能力（根据预设规则判断哪些问题可以自动处理、哪些需要转接 HR）。
- **第 4 阶段：HRSSC ChatBot 从外部招聘延伸到内部服务。**在招聘机器人成功落地后，企业进一步将 Agent 能力延伸到内部员工服务领域。HRSSC ChatBot 面向公司内部员工，处理人事政策咨询、流程指引、证明开具等常见的 HR 服务需求。这个延伸的意义不仅体现在招聘端，当一套 Agent 基础设施建立起来，它的能力可以复用到 HR 管理的其他环节。
- **第 5 阶段：Sourcing 平台实现主动寻才。**其与微信招聘“被动等简历”形成互补，Sourcing 平台赋予该企业主动寻找人才的能力。HR 定义岗位的人才画像后，Sourcing 从人才库和公开渠道中筛选匹配的候选人，帮助 HR 从“发 JD 等简历”转向“主动出击找人才”。这对于中高端岗位和稀缺技能人才来说，主动寻才的能力尤其重要。

项目价值

多年合作中，该跨国企业的招聘体系完成了从传统工具向 Agent 网络的完整演进。这个演进的价值不是某一环节的提速，而是招聘能力结构的根本变化：

- **招聘能力不再与 HR 人数线性绑定。**AI 招聘机器人可 7×24 小时响应候选人需求，不受 HR 工作时间限制。在招聘高峰期，机器人的处理能力可弹性扩展，不需要临时增加 HR 人手。这意味着招聘能力从“人头堆叠”模式转向“系统弹性”模式。
- **雇主品牌从“项目制”变为“运营制”。**微信生态中的品牌运营使雇主品牌建设融入日常工作流程，不再是每年做一两次的大项目。持续的品牌曝光带来的长期效果，令候选人侧对品牌认知度提升，主动投递简历的比例增加，招聘渠道的“质量”而不只是“数量”得到改善。
- **Agent 能力从招聘延伸到 HR 全场景。**HRSSC ChatBot 的上线证明，Agent 网络的价值不局限于招聘。当一套 Agent 基础设施建立之后，它可以服务外部候选人，也可以服务内部员工。这种能力的复用和延伸，是传统工具型产品无法实现的。

关键发现

该跨国制造企业多年的数字化招聘历程，为我们提供了一个难得的纵向观察视角：Agent 网络不是一个突然出现的概念，而是在解决具体业务问题的过程中逐步生长出来的。从微信招聘到雇主品牌运营，从 AI 招聘机器人到 HRSSC ChatBot，每一步都是在前一步的基础上自然延伸。

这个案例还揭示了 Agent 网络落地的一个重要规律：Agent 不是替代 HR，而是扩展 HR 的能力边界。招聘机器人处理的是候选人咨询中的高频、标准化问题，HR 因此可以将时间投入到需人类判断力的环节，如终面评估、文化匹配度判断、薪酬谈判。Agent 接管的是“执行”，HR 回归的是“判断”。

但同时也说明，Agent 网络的成熟度不是一蹴而就，而是随着使用经验的积累持续提升。从最初的渠道数字化，到中间的 Agent 节点落地，再到 Agent 能力向 HR 全场景延伸，这是一条渐进但确定的演进路径。

案例 2

某全球精密分析仪器厂商——多平台统一到智能化管理

企业背景

某全球精密仪器厂商，作为全球领先的精密分析仪器制造商，在多个分析检测细分领域处于行业前列，为全球实验室提供分析解决方案。其作为一家技术驱动型企业，招聘需求以专业技术人才为主，岗位要求高、候选人稀缺、招聘周期相对较长。

面临挑战

该全球精密仪器厂商中国区在招聘管理中面临的核心问题，是多平台管理的低效和数据的不透明：

- **其一，多招聘平台并行管理，耗时耗力。**与许多跨国企业类似，该厂商在中国使用多个招聘渠道——不同招聘网站、社交媒体渠道、内部推荐等。每个平台都有独立的管理后台，HR 需在多平台间频繁切换：在一个网站上发布职位、在另一个平台上查看简历、再在第三个平台上更新候选人状态。这种多平台并行管理的模式，使 HR 的大量时间消耗在“操作平台”而非“评估人才”上。
- **其二，渠道效果难以量化。**多渠道并行的另一个问题是效果数据的分散，哪个渠道带来了多少简历、哪个渠道的候选人质量更高、哪个渠道的投入产出比最优——这些数据分散在各个平台的后台中，无法进行横向对比。HR 在决定渠道资源配置时，更多依赖经验和直觉，而非数据。
- **其三，需要与 Global ATS 系统对接。**作为全球统一部署的 HR 系统，该厂商的 Global ATS 需要与中国区的招聘数据打通。但由于前面提到的渠道集成差异，Global ATS 无法直接对接中国本土招聘渠道，需在本土系统与全球系统间建立数据桥梁。

解决路径

该全球精密仪器厂商的解决方案以易薪路 Sourcing 系统为核心枢纽，同步推进渠道集成、数据可视化和全球系统对接。

- **第 1 步：Sourcing 统一管理多招聘平台。**Sourcing 系统作为招聘管理的中央枢纽，将多个招聘渠道的数据汇聚到同一平台。HR 在 Sourcing 中一键发布职位到多个渠道，收到的简历自动进入统一的管理流程，候选人状态在一个后台中实时可见。多平台并行管理的低效问题由此得到系统性解决。HR 的工作对象从“五六个平台”变为“一个系统”。
- **第 2 步：渠道效果数据可视化。**所有渠道的数据汇聚到 Sourcing 后，渠道效果对比成为可能。每个渠道的简历量、有效简历率、面试转化率、入职转化率等关键指标，可以在统一的数据看板中直观呈现。HR 在决定渠道资源配置时，有了数据支撑——效果好的渠道加大投入，效果差的渠道缩减或替换，资源分配从“凭感觉”转向“看数据”。
- **第 3 步：微信招聘平台与智能推荐。**在 Sourcing 系统打通后端管理后，前端的候选人触达通过微信招聘平台完成。微信招聘平台不仅承接候选人的投递流程，还基于候选人画像提供智能推荐——候选人进入平台后，系统根据其专业背景和求职意向，推荐匹配的岗位。这种“候选人找岗位”变为“岗位找候选人”的逻辑。

辑转变，提升了候选人的投递体验和匹配效率。

- **第4步：与 Global ATS 系统打通。**Sourcing 系统与某全球精密仪器厂商的 Global ATS 间建立了数据接口。中国区通过 Sourcing 管理的招聘数据——从职位发布、简历收取到候选人进展——关键节点自动同步至 Global ATS，供全球 HR 系统使用。这一打通使得中国区 HR 在本土化环境中高效运营的同时，Global 团队也能及时获取中国区招聘进展的完整信息。

项目价值

- **从“人串联多平台”到“系统自动串联”。**这是该全球精密仪器厂商案例中最核心的变化。在多平台并行管理模式下，HR 是各个平台间的“人肉桥梁”——手动在平台间搬运数据、同步状态。Sourcing 系统上线后，这个串联动作由系统自动完成。HR 释放出来的时间，被重新投入到候选人评估、面试沟通、业务部门对接等需要人类判断力的工作中。
- **渠道决策从经验驱动到数据驱动。**渠道效果数据的可视化，使 HR 能精确判断每个渠道的投入产出。这种数据驱动的渠道管理能力，在传统多平台并行模式下几乎不可能实现。因为数据分散在各个平台的后台中，无法进行统一分析。
- **本土化运营与全球化管理的协同。**Sourcing 系统与 Global ATS 的数据打通，使该厂商中国区在充分本土化运营的同时，保证了全球管理系统的数据完整性。中国区 HR 不需要改变工作习惯去适应海外系统，Global 团队也能获得中国区招聘的实时数据。

关键发现

该全球精密仪器厂商的案例展示了“多平台统一到智能化管理”的完整路径。这个路径的关键不在于某一功能的先进性，而在于系统架构的合理性，即：用一个中央枢纽（Sourcing）串联所有渠道和数据，在此基础上实现管理效率提升、数据可视化、全球系统对接。

从更宏观的视角看，该厂商的案例也是 MCP（模型上下文协议）理念的现实映射。MCP 的核心思想是：不同系统间需要一个标准化的连接层，使数据和操作可以在不同系统间自由流转，Sourcing 系统正是扮演了这个连接层的角色——向上对接 Global ATS，向下集成中国本土招聘渠道，横向打通微信生态。数据在这个连接层中自由流转，HR 不再需要手动完成系统间的数据搬运。

这个案例的启示在于：智能招聘平台的价值不仅仅是“某一个功能更聪明”，而是“整个系统架构更合理”。当数据流通的障碍被消除，效率提升不是某一环节的局部改善，而是全链路的系统性提升。

案例小结

本节两个案例分属跨国制造和精密仪器，招聘场景截然不同，一个量大频高、蓝领为主，一个技术要求高、周期较长。但效率提升的逻辑高度一致：在接入一体化智能招聘平台之后，招聘流程的效率提升不是某一环节的局部改善，而是系统性的结构变化。

无论是第一章案例中所阐述的旧系统的三种失灵模式：系统碎片化、全球系统水土不服、全球与本土的断层；又或是第二章案例中所呈现的新平台的两种核心价值：渠道集成与 Agent 网络落地（某跨国工业控制厂商）、多平台统一与数据驱动管理（某全球精密仪器厂商）；这些场景均指向同一个结论：智能招聘平台不是概念验证阶段，其已经在不同规模、不同行业的企业中跑通。效率提升不是线性的，不是每个环节快了 20%、加在一起等于 100%，而是当数据流通的障碍被消除、Agent 节点开始协同后，整个招聘流程的效率发生结构性跃迁。那么，下一个问题随之而来：这些平台背后的 Agent 本身，是如何工作的？它们的能力从何而来、边界在哪、如何协同？下一章，我们将从智能体维度逐一说明。

03

智能体工程维度：

Agent 的能力、边界与架构选择



3-1

AI 落地三重奏：工具 - Copilot - Agentic

工具化 AI（2019—2022）：每个工具干一件，但谁也不认识谁

回想 2020 年的招聘经理：早上打开简历解析工具，把 200 份 PDF 转成结构化数据；中午切到 JD 生成器，输入几个关键词，吐出一份岗位描述；下午在智能问答机器人上配好 FAQ，供候选人自助查询。三个工具，三次登录，三套数据。简历解析的结果，JD 生成器拿不到；问答机器人收到的高频问题，也没人反哺给 JD 去优化措辞。

这是工具化 AI 阶段的典型画面。大语言模型（LLM）提供了单点能力，解析、生成、问答等，但每个工具是一座信息孤岛，数据不通，流程不断。人是最忙的中间件：从 A 工具复制结果，粘贴到 B 工具，再判断下一步该做什么。

该阶段的特征很清楚：人驱动工具，工具不做判断。工具提升了单个环节的速度，但没有缩短整体的决策链。招聘经理省下了打字的时间，却仍然在“串联”所有环节上消耗大量精力。

Copilot AI（2022—2025）：AI 给建议、人拍板

2023 年，Copilot 模式逐步推广。招聘场景里最典型的变化是：AI 不再只是生成文本，而是开始提供判断——候选人排序、面试评估建议、Offer 竞争力分析。AI 告诉 HR“这位候选人与岗位匹配度 87%，建议进入终面”、“同期 Offer 中位数高于你当前方案 12%”，等等。

相比之下，这比纯工具又进一步：AI 不只是“手”，也开始做“参谋”。但决策链依然没有打通——AI 具备给出建议的能力，但需要人做判断、需要人去系统里操作，再去另一个系统里发通知，等等。每一步都需要人来衔接。SHRM 2025 年调研显示，AI 渗透率从 26% 升至 43%，招聘以 51% 的应用率成为最大场景。但在另一组数据中：89% 的用户反馈效率提升，同时仅 36% 反馈有实际的成本下降。

效率提高了，而效果没跟上，猜测可能源于人是建议的消费者，但同时也是流程的瓶颈。简单而言，Copilot 让每一步变快，但步骤本身并没有减少。

Agentic AI（2026—）：Agent 跑流程，人管“例外”

2026 年，一个根本性的变化正在发生。

某招聘负责人现在的工作方式是这样的：她在系统里设定“后端工程师·P6，技能侧重分布式系统，团队现有 3 人、到岗目标 6 周”，然后去做别的事。

与此同时，系统后台开始动起来：

- 一个“sourcing Agent”自动从多渠道搜寻候选人，
- 一个“筛选 Agent”按技能图谱匹配并排序，
- 一个“沟通 Agent”发起面试邀约并协调时间，
- 一个“评估 Agent”整合面试反馈生成综合报告。

人只在关键节点介入：确认最终候选人名单、审批 Offer 条款——AI 从“辅助者”变成了“执行者”，人从“操作者”变成了“管理者”。多个 Agent 协同工作，自主完成一个完整的任务流，人审批关键节点而非逐步操作。

这不是一种概念演示。Gartner 2026 年 Hype Cycle for Agentic AI 显示，尽管目前仅 17% 的组织部署了 AI Agent，但超过 60% 计划在未来两年内跟进——这是该调查追踪的所有新兴技术中最陡峭的采纳曲线。Deloitte 在 2026 年 6 月发布的 AI Pulse Check 系列报告中更直接指出：Agentic AI 不是工具的迭代升级，而是一次“根本性的组织变革”——48% 的组织已经引入 AI，却没有重新设计它所在的流程；仅 12% 实现以 AI 为核心的规模化流程再造。

下表为招聘业务引入 AI 后的三个阶段：

维度	工具化 (2019—2022)	Copilot (2022—2025)	Agentic (2026—)
AI 角色	单点工具	辅助参谋	自主执行者
人的角色	操作者	决策者	管理者
流程状态	人工串联	人逐步加速	Agent 端到端协同
数据流通	孤岛	部分联通	Agent 间共享上下文
典型场景	简历解析、JD 生成	候选人排序、Offer 分析	全流程自动推进 + 关键节点人工审批
瓶颈	工具不通	人是瓶颈	编排与治理能力

思考：为什么是 2026 年？

上述三个发展阶段并非简单的时间递进，而是基础设施成熟度的不同映射。Agentic AI 在 2026 年进入临界点，需要三个条件同时就位：

- **其一，协议层成熟。**Agent 之间需要一种通用语言来交换信息、调用工具、协调行动。MCP (Model Context Protocol) 等开放协议在 2025—2026 年快速成熟，使不同厂商的 Agent 不再受困于各自的封闭生态里。这是阶段 3 区别于阶段 2 的最关键变量（3.2 中将展开详述）。
- **其二，编排能力就绪。**多 Agent 协同需要一套编排引擎来管理任务分解、上下文传递、异常回退和人机交接。Gartner 将 Agent 编排平台列为 2026 年最核心的基础设施类别之一，并警告 40% 的 Agentic AI 项目将在 2027 年底前因治理能力不足而被取消或降级。能力就位不等于可以忽视治理。恰恰相反，编排能力的成熟让精细化治理成为可能。
- **其三，企业需求爆发。**Josh Bersin 在 2026 年的研究中指出，HR 岗位需求在 5 年内增长 60%，而 30%—40% 的传统招聘岗位工作可以通过 AI Agent 实现自动化。用人部门对招聘速度和质量的要求在持续攀升，但 HR 编制几乎没有增加——Copilot 模式下“给人加速”的红利已经见顶，只有 Agent 模式才能在不增加人手的前提下实现量级跃迁。

三个条件同时就位，意味着 Agentic AI 从“可以试试”变成了“必须面对”。而回看前述三个阶段：

- 阶段 1 解决的是“AI 能不能干一件事”——答案是可以。
- 阶段 2 解决的问题是“AI 能不能帮人做一个判断”——答案也是可以。

但这两波都没有回答最本质的问题：**AI 能不能自己跑完一整条流程**——阶段 3 在回答这个问题。不是所有流程都可以，不是所有环节都该交给 Agent。但方向已经明确：人的价值正在从“操作每一个步骤”转向“设计规则、管理例外、审批关键节点”。这不是对 HR 的替代，而是 HR 角色的又一次升维，即：从“事务执行者”进一步走向“流程架构者”。

当多个 Agent 需要协同工作时，它们面对的第一个问题不是“谁更聪明”，而是“怎么彼此对话”。这正是下一节要讨论的主题：MCP 协议——Agentic AI 的基础设施。

3-2

MCP 协议为什么是关键转折

MCP 是什么？

3.1 中讲到 Agentic AI 的核心特征是“多个 Agent 协同执行完整流程”。但这些 Agent 来自不同厂商，运行在不同系统里——它们凭什么互相理解？

答案正是 MCP（Model Context Protocol，模型上下文协议）。MCP 是一套开源通信协议，由 Anthropic 于 2024 年 11 月发布。它的核心思路类似 USB-C——让不同品牌的手机、电脑共用一根线。MCP 让不同 AI Agent 共用一种格式来交换信息、调用工具、传递上下文。

技术上，MCP 基于 JSON-RPC 2.0，服务器向外暴露工具（可被调用的函数）、资源（可读取的数据）和提示模板。任何符合协议的 Agent 都能即插即用接入，不需要为每个系统单独写对接代码。

这个协议在 2025 年经历了爆发式采纳：3 月 OpenAI 支持，4 月 Google 跟进，5 月 Microsoft 集成。SDK 月下载量从 3 月的 800 万次飙升至 11 月的 9,700 万次。2025 年 12 月，Anthropic 将 MCP 捐赠给 Linux 基金会旗下 Agentic AI Foundation，结束了“单一厂商协议”阶段。

没有 MCP 的世界会怎样？

假设一家企业同时使用 ATS、寻才平台、面试系统、薪酬数据库和入职管理系统。

没有 MCP 时，“寻才 Agent”要把候选人传给“面试 Agent”，需要单独写一套 API 对接。每新增一个 Agent，集成工作量指数级增长——M 个系统 × N 个 Agent = M × N 套对接代码。

实践中，大量企业 AI 项目恰恰卡在这里：不是模型不行，而是集成维护的成本增速超过 Agent 产出的价值。更麻烦的是数据语义不统一。A 系统的“技能标签”用内部编码，B 系统用另一套分类。即便 API 对接成功，数据含义也可能在翻译中丢失。

有 MCP 的世界会如何？

MCP 的解法很“优雅”：每个系统按规范暴露为一个 MCP 服务器，定义好自己的工具和资源。任意数量的 Agent 即插即用，不需要额外对接代码。集成复杂度从 $M \times N$ 降到 $M+N$ 。

2025 年 3 月引入的 Streamable HTTP 传输是关键里程碑，它让 MCP 服务器可以部署在企业集群后，支持负载均衡，被评价为「MCP 历史上影响最大的单次变更」。

2026 年 7 月最新规范进一步将协议核心改为完全无状态，使 MCP 成为可承载企业生产流量的一等基础设施。

以招聘全流程数据流通举例

假设某公司需招聘 5 名后端工程师，希望 6 周到岗，那么：

- “需求理解 Agent”通过 MCP 调用 ATS 的历史数据和薪酬数据库，反馈市场供给收缩 12%，建议薪酬上移；
- “Sourcing Agent”通过 MCP 同时调用三个寻才平台，返回数据自动标准化为同一套语义框架；
- “筛选 Agent”对每一份简历打分；
- “面试协调 Agent”通过 MCP 同时访问面试系统和候选人日历，自动排期；
- “评估 Agent”整合面试反馈；
- Offer 设计 Agent 调用薪酬数据库生成方案；
- 候选人接收 Offer 后，“入职引导 Agent”触发合同、工位、IT 权限等流程——所有前置数据已通过 MCP 完整流转，无需重复录入。

整个过程，数据始终在同一框架内流通。

MCP 从发布到企业级成熟，只用了约 18 个月，这主要源于协议本身无状态化（可承载生产流量）、主流平台全面采纳（OpenAI / Google / Microsoft / AWS）、治理框架建立（Linux 基金会托管）等条件同时具备。

对招聘领域而言，这意味着**多 Agent 协同不再是技术团队的手工焊接，而是可以基于开放协议的标准化工程**。企业无需在“强大的封闭系统”和“灵活但孤立的工具”间 2 选 1。基于开放协议的多 Agent 架构成为更优选项。

那么，企业到底该选什么架构？在 3.3 中我们将进一步说明。

3-3

企业 AI 招聘的架构选择

前文中，我们讲清楚了 MCP 如何让 Agent 实现标准化通信。但每一个 HRD 都会面对现实问题：我该怎么搭这套系统？基于此，本节整理 3 条主流路径，各有优势，各有局限。但关键不在哪条“最好”，而在于哪条与企业的规模、阶段和长期目标匹配。

路径 1：单点工具拼接

- **做法：**分别采购简历解析、JD 生成、视频面试、背调、薪酬对标等工具，按需选购。
- **优势：**初始投入低，每个环节可以挑当前最好的产品。对招聘量不大的中小企业，这是合理的起步路径。
- **问题：**三到五年后，数据不通（工具间靠人串联）、维护成本将呈指数级增长、能力天花板明显（单点加速无法优化端到端流程）。
- **适合谁：**年招聘量 200 人以内、流程标准化程度尚低的小型企业。作为起步合理，但需提前规划，规模翻倍时可能面临替换而非修补。

路径 2：一体化平台

- **做法：**采购大型 HCM 平台，使用内置 AI 功能或认证插件。
- **优势：**平台内部数据打通，候选人全流程数据在一个系统内流转。追求一个系统管所有的企业初期体验很好。
- **局限：**封闭生态——AI 能力边界等于平台能力边界，不够强的环节只能等厂商迭代；扩展受限——定制需求受配置项约束。Josh Bersin 指出，即便最好的 HCM 系统，也不是超级智能的、不是预测性的，每家公司都必须以不同方式实施。并且数据沉淀在平台方，迁移成本极高。
- **适合谁：**流程标准化程度高、定制需求少的大型企业。但需要接受平台的天花板就是企业的天花板。

路径 3：Agentic 架构

- **做法：**基于 MCP 等开放协议，搭建多个专业 Agent 组成的招聘系统。Agent 各司其职，通过开放协议数据互通，企业可自由选择、替换、扩展。
- **优势：**
 1. 开放：Agent 不依赖单一平台，只要支持 MCP 就能接入。
 2. 可扩展：新增寻才渠道？开发一个 MCP 服务器即可。调整筛选逻辑？更新 Agent 规则即可。

- 3. 数据自主：数据通过协议在企业架构内流通，不沉淀在第三方。
- 4. 长期成本低：维护复杂度随规模线性增长而非指数增长。
- **挑战：**初始架构投入较高，需要编排与治理能力，部分 HR SaaS 的 MCP 就绪程度参差。
- **适合谁：**年招聘量 500 人以上、有 IT/HR Tech 支持、有定制需求、预期持续增长的中大型企业。

以下整理三种架构方式的对比分析：

维度	单点工具拼接	一体化平台	Agentic 架构
灵活性	高（按需选购）	低（受限于平台）	高（Agent 自由选择替换）
数据打通	差（人工串联）	好（平台内部）	好（开放协议互通）
定制化	中（单点可定制）	低（依赖配置项）	高（Agent 独立定制）
长期维护成本	高（M×N 复杂度）	中（受制于厂商节奏）	低（M+N 线性增长）
扩展性	低（指数成本）	中（受限于生态）	高（新增 MCP 服务器）
数据主权	分散在各厂商	沉淀在平台方	企业自主掌控
适合阶段	起步期	稳定期	成长期至成熟期

iBuilder 定位：给架构，不只给工具

易薪路 iBuilder 智能体平台不是更强的单点工具，也不是什么都做的一体化平台，其提供的是一套基于开放协议、可自主扩展的 Agent 架构。目前，平台预置 42 个专业 Agent，覆盖包括招聘在内的人力资源管理全流程关键环节，Agent 之间通过 MCP 协议数据互通。

对于 HR 来说意味着 3 个关键信号：

- **开箱即用：**42 个 Agent 覆盖核心能力；
- **按需扩展：**独特渠道、评估模型、薪酬数据库按 MCP 规范接入即可；
- **数据自主：**所有数据通过开放协议流转，企业掌握完整链路。

我们不认为存在所谓的“最好”的招聘系统——每家企业人才画像、业务形态、招聘逻辑各有不同。易薪路提供架构足够开放、Agent 足够丰富的底层支撑能力，让企业在此基础上构建属于自己的招聘智能体系。

从 2025 到 2026 年，架构开放性正在成为必选项，这与主流机构的判断趋于一致：

- Gartner 的 Agentic AI 五阶段模型明确指出，进入 Stage3 的关键前提是投资于“通信与互操作标准”，

即 MCP 所解决的问题（五阶段模型：Stage 1：助手 → Stage 2：任务 Agent → Stage 3：协作 Agent → Stage 4：跨应用生态 → Stage 5：民主化）。

- Deloitte 2026 Tech Trends 报告揭示三大落地误区：其一，在破损流程上叠加 Agent——结果让流程更快出错；其二，忽视遗留系统集成瓶颈；其三，治理缺位——42% 组织仍在“开发战略”，35% 没有正式战略。三个误区的根源，都是架构层面缺乏前瞻规划。
- Josh Bersin 提出，未来企业可能管理 130 个 AI Agent 和 95 项 HR Agent 能力，通过“HR Superagent”统一协调；同时也指出，缺乏统一架构时，Agent 之间将形成新的信息孤岛。这正是单点拼接模式的精准画像。

3-4

人力资源 1 号位的架构决策清单

这套工具开放吗？能和现有 HR 系统打通吗？三年后业务变了还能扩展吗？当人力资源 1 号位决定启动招聘基础设施建设时，上述三个问题将成为不可回避的必答题。

本节将从五个架构维度提供评估清单，供参考。

维度 1：协议开放性

核心考察点：供应商支持 MCP 等开放协议吗？

MCP 定义了 AI Agent 与外部系统的标准交互方式。支持 MCP，意味着供应商承认 Agent 需要和其他系统协作，而非要求你把所有环节搬进它的围墙花园。招聘场景涉及的系统集成至少包括 ATS、HRIS、薪酬系统、OA 审批、背调服务。封闭系统里，集成是供应商的事——它不做，你就连不上。支持 MCP 的系统里，任何兼容工具可直接接入，集成从“一对一定制工程”变成“零成本即插即用”。

维度 2：Agent 数量与生态

核心考察点：只能用自研 Agent，还是能接入第三方生态？

单一供应商能力再强，也覆盖不了所有场景——没做的方向你用不了，做得不好的你换不掉。开放生态里，你按需组合最专业的 Agent：简历解析、JD 优化、面试评估、薪酬对标，每个环节都选最佳方案。

评估时直接问：有多少第三方 Agent？有没有应用市场？企业能不能自己开发并发布 Agent？封闭生态的扩展权在供应商手里；开放生态的扩展权在你手里。

维度 3：定制能力

核心考察点：Agent 能按你的业务场景自定义吗？

同样招工程师，A 公司考察系统设计，B 公司看重开源贡献，C 公司要求特定行业背景——标准 Agent 处理不了这些差异。行为是黑箱的话，你只能适应工具，不能让工具适应你。

企业级定制需 3 层开放：

- **工作流层**——不写代码就能调整 Agent 决策节点；
- **数据层**——接入公司内部人才库，让 Agent 基于你的积累做判断；
- **评估层**——自定义面试评分维度和权重。

三层开放的深度，决定了 Agent 是“公共产品”还是“你的专属系统”。

维度 4：数据自主

核心考察点：你的数据能导出、能迁移、能自由使用吗？

人才库、面试评估、薪酬数据、技能图谱——企业核心资产。数据自主性需要三层检验：格式层面，能否标准格式导出？权属层面，切换时能否完整迁移？使用层面，能否用于自己的模型训练？

数据锁定不在采购时暴露，在第三次续约时暴露——迁移成本高于重建，只能接受涨价。评估标准很简单：如果明天换供应商，数据能带走多少？

维度 5：升级节奏

核心考察点：供应商的升级速度，跟得上你的业务变化吗？

AI 迭代以月计，招聘场景也在快速变化。封闭架构里，你只能等供应商的计划——没有你需要的功能，你就等着。开放架构里，你可以基于现有平台自主扩展，业务要新能力，自己开发部署。

评估时追问三个数字：过去一年发版多少次？需求到上线周期多长？企业能否自主部署定制功能？摸清楚迭代节奏到底是谁在控制。

下表为各维度对比分析：

维度	核心问题	√ 开放架构	× 封闭架构
协议开放性	Agent 说的是什么语言？	支持 MCP，与任意系统互通	私有协议，仅对接指定系统
Agent 生态	能用多少个 Agent ？	第三方 Agent，按需组合	仅自有 Agent，边界固定
定制能力	能改成你的逻辑吗？	工作流·数据·评估三层可配	黑箱逻辑，按默认规则运行
数据自主性	数据在你手里吗？	标准格式导出，自由迁移	私有格式锁定，迁移成本高
升级节奏	谁控制迭代速度？	企业可自主迭代	完全依赖供应商计划

本章，我们从 AI 技术的三阶段演进理解 Agent 为什么不是工具的又一次升级，从 MCP 基础设施看清生态的底层逻辑，从选型清单知道什么样的架构值得押注。

架构选型只是起点。技术再先进、平台再开放，最终决定成效的，是组织是否准备好迎接这场变革——从流程重塑到角色转型，从数据治理到文化适配，每一步都需要 CHRO 与业务团队的深度协同。

写在最后

回顾本白皮书全册，我们通过技能定价、流程重构、智能体工程三个维度，了解了 AI 时代下招聘业务的发展全貌。而回到现实中：当前，你的公司招聘业务处在何种状态？在推动招聘管理乃至人才管理的庞大工程中，第 1 步该做什么？以及，有哪些避坑建议？

事实上，多数企业的招聘自动化进程往往有如下几种“踩坑”经历：

踩坑 1：先买工具，后理数据。

一家企业的招聘流程散落在四五个系统里，职位描述的写法每个部门都不一样，简历数据从来没有统一清洗过。这时候上了一套 AI 智能体，指望它提高招聘效率。

结果不难预料：智能体推荐的候选人不对，职位描述生成出来偏离实际需求，数据报表对不上数。招聘团队试了两周，开始私下抱怨“AI 不靠谱”。

问题不在 AI。问题是你把 AI 放进了一个它没法工作的环境。AI 的产出质量取决于输入数据的质量——这句话在技术领域说了几十年，放到招聘场景里依然成立。

避坑办法：上工具前，首先把核心数据理干净。不需要追求完美，只要做到三件事：职位描述有统一的技能标注口径，候选人数据能跨渠道汇总，面试到入职的各环节周期有数可查。有了这三个基础，AI 才有能用的原料。

踩坑 2：IT 主导，HR 旁观。

技术团队选了系统、搭了接口、部署了工具，项目管理做得很规范。但每天用这些工具的是招聘团队。上线第一天，招聘经理发现界面陌生、流程不习惯、AI 的建议不总是靠谱——于是退回老办法：用 Excel、发微信、按自己的经验做判断。三个月后，系统变成了摆设。

技术团队觉得奇怪：花钱花了，系统建了，为什么没人用？招聘团队也觉得奇怪：又给我们塞了个不好用的东西。问题出在从一开始，用的人就没有参与选和建的过程。

避坑办法：在选型阶段就让招聘经理参与——不是签字审批那种参与，是真正坐到演示前面、亲手试、提意见、

说“这个环节我觉得不好用”。选两三个愿意尝试的人作为种子用户，让他们在试点阶段深度参与。等这套东西上线的时候，他们不是被动接受者，而是参与建设的人。

踩坑 3：想一步到位。

一个环节试得不错，管理层信心上来了——“全面铺开”。所有岗位、所有环节、所有地区一起上。结果每个环节都暴露了不同的问题，团队疲于应付，每个方向都只做到六十分，还不如当初只做一个环节时做到九十分。更糟糕的是，全面铺开意味着全面暴露问题。任何一个环节的失误都会被放大，管理层开始质疑：“投入这么多，效果在哪？”

避坑办法：只挑一个环节，做到可量化、可复盘、可展示。选环节的三个标准：量大（简历筛选、面试调度）、偏差大（职位定价、薪酬对标）、数据现成（已有结构化数据，不需要从零采集）。花一段时间和精力将这个环节跑通并拿到具体可量化的成效——周期缩短了多少、偏差降低了多少、人效提升了多少，等等。拿着这个数字，再去争取下一步的资源 and 信任。

这三个坑表面各不相同，底层是同一个教训：招聘自动化的失败，多数不是工具不行，而是组织的准备度没跟上。数据没准备好、用的人没参与、节奏没把握好——这三样缺任何一样，再好的智能体也跑不出效果。

反过来说，如果这三样到位了，第一步其实不需要“大踏步”：一个招聘环节、一个智能体工具、一个可验证的结果。这个结果的价值不在于省了多少人力，而在于它给了组织一个信心锚点——“原来候选人搜寻可以更快、职位定价可以更准、面试调度可以不用人盯着转。”有了这个锚点，后面的扩展才是顺势而为，而不是靠领导意志硬推。

更值得关注的一个事实是：你不优化招聘，你的竞争对手并不会止步不前。AI 时代的人才竞争，比的不是谁的招聘团队更大，而是谁能用更短的时间、更准的判断、更低的成本找到对的人。先动的人积累招聘数据资产、培养团队对智能体的驾驭能力、建立更精准的人才画像——这些东西有复利效应，越早启动差距越大。等到人才被抢走了才反应过来，追赶成本远高于先行成本。

所以，与其继续观望“哪家的方案最完美”，不如今天就从最简单的招聘环节开始：理一理候选人数据，找一个最痛的招聘流程瓶颈，拉两三个愿意尝试的招聘同事，花一段时间验证一个结果。不需要等到万事俱备。毕竟，任何事情都从来没有万事俱备的时候。

附录 数据来源

#	来源	发布日期
1	Footo Partners · IT Skills & Compensation Price Index (ITSCPI) · 2026 Q1——追踪 IT 岗位技能溢价与薪酬变动，覆盖北美及亚太市场	2026-04
2	Gartner · AI in HR Research · HR Symposium/Xpo Press Release——调研全球组织 AI 在 HR 场景的部署成效与价值回报	2025-10
3	Gartner · Hype Cycle for Agentic AI · 2026——追踪 AI Agent 技术成熟度、组织采纳率及未来两年预期	2026-04
4	Gartner · Newsroom · AI Agent 治理风险预警——预测 2027 年底前因治理能力不足而被取消或降级的 Agentic AI 项目比例	2025-06
5	Josh Bersin Group · HR AI Research——分析 HR 岗位需求增长趋势及 AI Agent 自动化覆盖范围	2026-01
6	PwC · 2026 Global AI Jobs Barometer——基于全球十亿条以上招聘广告，量化 AI 技能薪酬溢价及行业差异	2026
7	SHRM · State of AI in HR · 2025——追踪 AI 在 HR 场景的渗透率、应用分布及三层收益（省时 / 降本 / 提准）	2025
8	SHRM · The State of Recruiting · 2025; Talent Trends · AI in HR · 2025——提供招聘周期、面试轮次、AI 工具使用率等基准数据	2025
9	SHRM · State of AI in HR · 2026——更新全球招聘中位周期及 AI 渗透率年度变化	2026
10	SHRM · Recruiting Benchmarking · 2025（转引 SQ Magazine 2026-05）——提供非高管岗位面试轮次与招聘周期的纵向对比	2025
11	The Hackett Group · 2026 HR Key Issues Study——追踪 HR 领导者对智能技术的态度、实施路线图覆盖率及标杆案例	2026-01
12	Deloitte · State of AI in the Enterprise · 2026——调研企业 AI 部署的规模化程度及编排能力知行差距	2026-01
13	Deloitte · Global Human Capital Trends · 2026; AI Pulse Check · 2026-06——分析动态编排能力与组织生产力的关系，含欧洲电信等案例	2026-06
14	薪智 · AI 岗位薪酬追踪与技能稀缺指数——提供单一企业内同一 title 薪酬离散度、跨行业溢价、高溢价技能清单及稀缺指数等微观数据	2026-07

说明：上述数据均为公开研究报告或授权交付数据，引用值以正文标注为准。部分数据由薪智提供交付口径的定制化分析。



易薪路网络科技（上海）有限公司（以下简称“易薪路”），是中国 AI HR 领军企业。公司面向全球中大型企业，提供以薪酬为核心的 AI HR 人力资源软件与服务。

基于多年行业积淀与技术积累，旗下品牌 eRoad 开创数字化交付形式，为企业人力资源数智化转型、出海全球等需求提供专业解决方案，并推出行业首个 AI 垂直应用——iBuilder 智能体平台。该平台以 AI 重塑企业人力资源全业务流程，赋能 HR 由后台管理职能向战略牵引转变。

目前，易薪路服务全球各地中大型企业用户超过 800 万家，基于 AI HR 能力服务企业用户数超 300。iBuilder 智能体平台内置 42 个 AI Agent，覆盖企业人力资源从招聘、薪酬、绩效到人才发展全模块，平台采用 MCP 方式保障数据安全，支持灵活部署。



扫码关注·获取资讯



马上探索·发现更多



薪智是一家以企业人才规划、招聘、职位体系搭建、薪酬管理为主要业务场景，运用 AI 算法 + 知识图谱 + 大样本数据处理技术，融合人力资源专业知识搭建的市场人才大数据分析平台。

平台覆盖 10 亿 + 人才数据量，月度新增 2,000 万，覆盖企业所需多维度市场人才数据：对标企业招聘动态、行业人力数据、企业人效数据等。

以“薪”为本

平台拥有近亿笔实时海量薪酬数据样本量作坚实基础，动态实时更新数据，结合全球知名顾问公司分析方法论，一键生成企业薪酬报告，协助企业快速构建对外竞争力，对内具公平性的最佳薪酬体系，从而达成吸引、激励、保留人才的目标，为企业提供薪酬管理、招聘管理等「数据 + 工具 + 智能分析」一体化解决方案。

借“智”赋能

目前，以市场人才数据、薪酬管理工具、报告 / 白皮书以及人力资源咨询为主要产品形态，「薪智」平台已服务企业客户 30,000+，覆盖零售快消、金融、医疗、汽车、制造、教育、地产建筑等多个行业，积累中国海油、中广核、海尔、宝钢、上海电气、壳牌、道达尔、德勤、百胜集团、兄弟商业、红日药业、圆通速递、广州证券、桦洁商贸、万华化学、喜马拉雅、完美日记、小熊电器等诸多灯塔用户。

未来，「薪智」平台将持续精进以 AI 赋能为核心优势的市场人才薪酬数据产品与服务，赋能各行业企业人才精准定位、人才趋势预判、企业战略决策等。



扫码关注·获取资讯

版权声明：本白皮书属 eRoad 所有。未经书面许可，任何其他个人或组织均不得以任何形式将本白皮书任何内容转载、复制、编辑或发布使用于其他任何场合。