中国制造业 AI 场景落地之 FDE 路径研究白皮书

(2026)

让 AI 在工厂里干活，而不只是在 PPT 上跳舞

前沿部署工程师（FDE）在中国：从“最后一公里”到“持续进化”

场景学社 / 大任智库

联合出品

2026 年 7 月 首发于广东东莞

《中国制造业 AI 场景落地之 FDE 路径研究白皮书（2026）》

编辑编委会

主　编：王甲佳　场景学社创办人

副主编：解奉波　江苏大任智库有限公司副总经理

管运芳　南京数字化转型研究会副秘书长

金敏恒　江苏慧工智能科技有限公司联合创始人

袁宏伟　广东省工信两化融合发展中心主任

徐建明　北京蜻蜓智能科技有限公司（筹）CEO

编　委：周孝华　元力仙健康联盟发起人

关国平　包装地带创始人

韦　优　优码云 CTO&创始人

李　伟　北京上云数智科技有限公司总经理

樊　俊　懂行会客厅（杭州）数字科技有限公司总经理

陈　烨　武汉锐果互动创始人

刘胜文　深圳点用工业互联网研究院总经理

王丛洲　苏州石榴大院文化传媒有限公司总经理

谭　健　重庆裕持惠企业管理咨询服务有限公司创始人

崔新华　无锡哲讯智能科技有限公司总经理

刘符琴　南京蒙特雷软件科技有限公司总经理

审核委员会

主　任：卜安洵　江苏省数字经济联合会副会长、秘书长

副主任：郑金军　中关村领智青年人才发展中心副主任

何　伟　江苏省民建人工智能与大数据委员会专家委员

蒋科伟　艾兰得健康控股有限公司首席信息官

曹国华　山东省数字经济专家咨询委员会专家委员

李　莉　中国人工智能学会可拓学专业委员会副秘书长

联合出品单位

场景学社：产业互联网与制造业数字化转型研究机构，由王甲佳创办，长期聚焦产业互联网、制造业数字化转型与 AI 场景应用研究，是时间链理论与 OPC（一人公司）模式研究的提出方，“中国制造业 AI 场景”系列白皮书的发起与主编单位。

大任智库：民营智库机构，“全国管理咨询行业领军机构”，长期服务省市数字经济发展重大课题；是本白皮书所引“AI 本体论五层蛋糕模型”与“三体架构”的提出方，也是“中国式 FDE”教练营与认证服务的创设方。

序言

2026 年 6 月 5 日，重庆云宇宙科技有限公司的《OpenClaw＋RAG＋Agent 智能体实操工作坊》完成文字作品版权登记（渝作登字-2026-A-00008821）。据公开报道，这被视为中国 FDE 方法论走向标准化、工程化的一个标志性事件。

从 Palantir 提出“前沿部署工程师（FDE）”概念算起，这个模式已经在硅谷验证了二十余年；而在中国，从概念引入到形成本土化的方法论体系与工程标准，只用了不到三年。这不是一次简单的技术引进——当 AI 大模型在消费级场景高歌猛进的同时，制造业的车间里，老师傅的“手感”仍然无法被代码直接替代，500 吨发酵罐的一次投料失误仍然意味着百万元级的损失。前沿部署工程师（FDE）的出现，本质上是在回答一个问题：

AI 怎样才能真正走进工厂，而不仅仅停留在 PPT 上？

本白皮书试图给出中国答案。

给制造业企业家的三句话

第一句：制造业 AI 落地为什么难？缺的不是技术，而是“把技术钉进现场”的那个人，以及“交付之后”的那套机制。

“几十万的 AI 排程排出来没法用、AI 质检工人嫌烦不用”这样的案例，白皮书里都有对应——根子是“工业 AI 一锤子买卖”困局（第 3 章）：做 AI 的不懂工厂，做工厂的不懂 AI，中间缺一个能驻场翻译的人；更麻烦的是，即便第一次部署成了，模型会随工艺、订单、设备老化而漂移，没有“下半场”的持续反馈，效果很快衰减。所以难在两层：现场没人，也没人管“交付之后”。

第二句：FDE 就是那个驻场的人——但他不是什么都会的万金油，而是一个能力有边界、需要成长且靠体系支撑的角色。

FDE 干三件事：进驻工厂和操作工同上班，把老师傅经验翻译成可迭代的算法，对业务结果负责（产能真提升才算完）。但“翻译”不是魔法：白皮书给 FDE 定义了“三懂”能力模型＋三级能力进阶（L1 应用级 / L2 技能级 / L3 架构级，能力靠“做出作品”测评，不是笔试），一个刚入场的 L1 级 FDE 不会立刻“什么都懂”，他要和老师傅泡在一起、在 FDE＋FDR 协同体系里工作——FDR 是 FDE 的

“下半场”，技术反馈平台承接他的返修与迭代。FDE 能顶用，是“人＋方法＋平台”的组合，不是单枪匹马的超人。

第三句：你或许不需要建 AI 团队，首先找一个 FDE 从一个场景切入、2—4 周看到效果——但这只是“开始”，真正的价值在“持续进化”。

轻量化是 FDE 模式的真突破：不花几百万建实验室、不招算法博士，找一个 FDE 从能耗优化或排产调度起步，2—4 周验证可行性，有效再扩、无效几乎零损失。但必须说清：2—4 周只证明“这条路走得通”，不是“万事大吉”。白皮书副标题就是“从‘最后一公里’到持续进化”——持续收益来自 FDR 的“返修”实践（模型随现场迭代）、“智能积木”体系（一次优化、多域复用）、小样本迭代算法，以及 FDE＋FDR 协同的成本效益；同时第 6 章列了六大现实障碍与风险矩阵（人才、认知、数据、标准竞争、合规、IP 主权等），都不会自动消失。找 FDE 是低门槛的入场券，持续进化才是护城河。

记住：FDE 不是让每个工厂都变成 AI 公司，而是让每个工厂的 AI 都用得起、用得久、用得值。

本白皮书由场景学社和大任智库联合出品。我们希望这份白皮书，既是制造业企业家决策的参考手册，也是 FDE 从业者成长的路线图，更是中国制造业 AI 落地方法论的一次行业共建。

《中国制造业 AI 场景落地之 FDE 路径研究白皮书（2026）》（2026 年 7 月 25 日在“AI 中国行--制造业 AI 场景应用生态大会（东莞站）”首发）是继《中国制造业 AI 场景应用白皮书（2026）》（2026 年 6 月 27 日“AI 中国行--制造业 AI 场景应用生态大会（无锡站）”首发）后的第二本白皮书。该系列的第三本《中国制造业 AI 场景服务资源产业谱系白皮书（2026）》（暂名）计划于 2026 年 10 月份在上海发布。

推荐阅读路径

读者类型	读者类型
制造业企业家 （没时间看全文）	序言“三句话” → 1.10.4 真实声音 → 相关场景 → 7.6 行动清单
技术负责人	1.1-1.2-1.7 → 第 3 章 → 第 4 章相关场景
政策研究者	第 2 章 → 第 5 章 → 第 6 章 → 第 7 章
FDE 从业者/准从业者	第 1 章 → 第 3 章 → 第 5 章 → 7.5 从业者建议
投资人	1.1.2 经营数据 → 1.3 全球扫描 → 第 4 章 ROI → 7.2 路线图

目　录

第 1 章 FDE 是什么——重新定义“技术落地”.....1
1.1 从 Palantir 出发：FDE 的起源与参照.....1
1.2 本体论（Ontology）：FDE 的技术底座与中国式重构.....3
1.3 全球 FDE 产业扫描：2026 年的“军备竞赛”.....8
1.4 FDE 的五大核心特征.....11
1.5 FDE 的日常工作场景：一个 FDE 典型的一天.....13
1.6 FDE 与传统角色的详细对比矩阵.....14
1.7 FDE 在 AI Agent 时代的新变化.....15
1.8 FDE、OPC、OPT：三个概念一张图.....17
1.9 中国引入 FDE 概念的时间线与中国语境.....18
1.10 第一性原理：为什么制造业特别需要 FDE？.....19
1.11 本章小结.....22
第 2 章 为什么是中国——FDE 本土化的必然性.....24
2.1 中国 FDE 生态全景：五大参与者.....24
2.2 全球 AI 落地的“中国场景”优势.....25
2.3 制造业 AI 落地的三大死穴.....28
2.4 政策窗口：为什么是现在？.....30
2.5 中国 FDE vs 美国 FDE：不是复制，是重构.....34
2.6 中国 FDE 的“普惠”特征：为什么必须走低门槛路线.....36
2.7 长三角和珠三角：FDE 本土化的首选战场.....38
2.8 本章小结.....39
第 3 章 FDE＋FDR——从“一次性部署”到“动态进化”.....41
3.1 工业 AI 的“一锤子买卖”困局.....41
3.2 FDR：FDE 的“下半场”.....43
3.3 技术反馈平台：FDE＋FDR 协同的数字中枢.....45
3.4 FDR 的“返修”实践：典型案例深度解析.....46

3.5 “智能积木”体系：一次优化，多域复用 49
3.6 小样本迭代算法：为什么 50—100 组数据就能优化模型？ 51
3.7 FDE＋FDR 协同体系：中国的体系化创新 52
3.8 与 Palantir FDE 体系及主流技术范式的对比 54
3.9 与时间链理论的深度对照 56
3.10 FDE＋FDR 的成本效益分析 57
3.11 本章小结 58
第 4 章 制造业落地路径——FDE 的中国场景图谱 60
4.1 为什么制造业是 FDE 的主战场？ 60
4.2 场景一：生物发酵——AI 读懂了“葡萄糖的秘密” 61
4.3 场景二：智能工厂设计——设计周期从 180 天到 7 天 63
4.4 场景三：纺织/能耗优化——小样本也能迭代 65
4.5 场景四：柔性生产调度——设备利用率提升 25% 67
4.6 场景五：质量缺陷检测——检测效率提升 5 倍 69
4.7 场景六：供应链协同——库存周转率提升 30% 71
4.8 场景七：供应商催料——每天 4—5 小时的催料工作缩短至 30 分钟以内 72
4.9 场景八：工程图纸智能审查-5 张图纸审查时间从 60 分钟缩短至 2~5 分钟 74
4.10 SLP 方法：FDE 制造业落地的系统方法论 76
4.11 本章小结 77
第 5 章 人才培养——FDE 的“‘百千万工程”路径 79
5.1 人才缺口：多大的盘子？ 79
5.2 人才画像：真正的 FDE 长什么样？ 80
5.3 上海“‘百千万工程”：政府层面的系统性响应 81
5.4 大湾区产教联盟 FDE 先锋人才项目 83
5.5 南京模式：协会引领、智库支撑的“中国式 FDE”培养路径 84
5.6 OPC 城市服务商：FDE 人才的商业化路径 88
5.7 人才培养的三大矛盾与解法 89
5.8 国际比较：全球 FDE 人才培养现状 91

5.9 本章小结 92
第 6 章 挑战与风险——FDE 本土化的真实障碍 93
6.1 六大真实障碍全景图 93
6.2 风险矩阵：哪些障碍最紧迫？ 105
6.3 障碍之间的关联：系统性问题需要系统性解法 106
6.4 本章小结 107
第 7 章 未来展望——2027—2030 年中国 FDE 发展路线图 108
7.1 三个确定性趋势 108
7.2 三年路线图（2026—2029） 109
7.3 三个“如果”：不同场景下的 FDE 未来 111
7.4 FDE 与 OPC 的融合：一人公司的“技术引擎” 113
7.5 给不同角色的建议 114
7.6 FDE 落地行动清单：明天就能做的事 118
7.7 结束语：FDE 的中国故事，才刚刚开始 119
附录 A：FDE 核心术语表 120
附录 B：中国 FDE/智能体服务商参考名录 124
附录 C：参考文献与延伸阅读 126
关于出品方 130
关于 FDE 调研支撑机构 131
联合出品说明 132

第 1 章 FDE 是什么——重新定义“技术落地”

1.1 从 Palantir 出发：FDE 的起源与参照

理解 FDE，绕不开它的诞生地 Palantir。但请先明确本节立场：Palantir 之于中国 FDE，是“起源与参照”，而非“模板与答案”——中国 FDE 的技术底座、服务对象与商业模式，都已在本土产业土壤中完成重构（详见 1.2 节、2.5 节）。

1.1.1 创立背景：从情报前线长出来的模式

2003 年 5 月，Palantir Technologies 在美国成立。创始人彼得·蒂尔（Peter Thiel）和亚历山大·卡普（Alex Karp）以托尔金《指环王》中可以远距离看到一切的“真知晶球”（Palantíri）为公司命名，暗含其野心：让数据变得透明、可见、可用。创立之初，Palantir 获得美国中央情报局（CIA）旗下风投机构 In-Q-Tel 的投资，CIA 成为其第一个客户。

2004 年至 2008 年间，Palantir 的工程师开始驻场 CIA、NSA 和美国军方机构工作——这就是前沿部署工程师（FDE）模式的原型：工程师不在硅谷办公室写代码，而是深入情报分析前线，和分析师一起工作，直到问题真正解决。Palantir 从一开始就相信：最大的问题无法在硅谷办公室的舒适环境中被理解，必须深入现实世界的复杂性之中。

1.1.2 平台演进与经营数据

Palantir 的产品经历了从“情报分析工具”到“企业 AI 操作系统”的演进：

时间	平台	定位	服务对象
2004—2008	Gotham	情报分析与决策操作系统	政府、国防、情报机构
2010 年起	Gotham 扩展至商业领域	摩根大通成为首个商业客户	金融、零售、制造
2016 年起	Foundry	基于本体论的企业数据操作系统	大型企业商业客户
2020	Apollo	底层技术平台，支持多环境部	所有客户的技术底

时间	平台	定位	服务对象
		署	座
2023	AIP（人工智能平台）	AI 时代的企业智能操作系统	所有客户，接入大模型能力

关键转折点是 2023 年 AIP 的推出：客户得以在私有网络上使用生成式 AI 模型，并将其应用于国防、金融、制造等领域。AIP 直接驱动了 Palantir 的爆发式增长：

报告期	营收	净利润	说明
2023 财年	22.3 亿美元	2.1 亿美元	首次全年盈利，AIP 发布
2025 财年	44.75 亿美元（＋56%）	16.25 亿美元（GAAP）	营收翻倍，美国市场营收增长 75%
2026 年 Q1	16.33 亿美元（＋85%）	8.71 亿美元（GAAP）	上市以来最快增速，客户数首破千家（1007 家）

（来源：Palantir 财报，2026 年 2 月、2026 年 5 月）

2026 年 5 月，Palantir 将 2026 财年营收指引上调至 76.5 亿美元以上（同比增长约 71%）。从 AIP 发布到营收指引翻倍，用时不到三年——企业级 AI 市场的需求爆发，与 FDE 交付模式的产能扩张，是同一枚硬币的两面。

1.1.3 上市与市值

2020 年 9 月，Palantir 通过直接上市方式登陆纽交所，上市首日市值约 210 亿美元。此后，随着 AIP 平台的爆发，Palantir 股价从最低约 6 美元升至 2025 年高点约 207 美元，市值一度突破 4000 亿美元（2025 年末约 4200 亿美元，峰值约 4700 亿美元量级）；2026 年以来随板块回调，2026 年 7 月约为 3200 亿美元（来源：Macrotrends 等，2026 年 7 月）。

市值表现的背后，核心驱动力之一就是 FDE 模式——正如 Palantir 在财报沟通中反复强调的：“前线部署工程师深入客户现场，而非坐在总部等需求单，推动产品深入融入业务流程。”

1.1.4 FDE 的三阶段演化

FDE 角色的演化经历了三个阶段：

第一阶段（2004—2010）：军方 / 情报领域。FDE 被派往军事前线、灾难现场、舰船、疫情前线，任务是在最复杂、最混乱的环境中，用数据和技术帮助客户做出正确决策。

第二阶段（2010—2020）：商业领域扩展。2010 年，摩根大通成为 Palantir 首个商业客户。FDE 开始进入金融、零售、航空、制造等领域的头部企业，工作内容从“情报分析”扩展为“企业数据治理＋业务优化”。

第三阶段（2023 至今）：AI Agent 时代。AIP 推出后，FDE 的角色发生根本性转变——从“亲手写代码解决问题”转向“指挥 AI 写代码＋亲自做场景适配”（详见 1.7 节）。

Palantir 用二十余年证明了一件事：“驻场交付、对结果负责”的模式在企业级市场中是成立的。但它没有，也难以回答另一个问题：如何让中国数千万家中小制造企业也用得起这个模式。这正是中国 FDE 要回答的问题，也是本书的主线。

1.2 本体论（Ontology）：FDE 的技术底座与中国式重构

FDE 为什么能在客户现场快速构建“懂业务”的 AI 应用？Palantir 的答案是本体论（Ontology）——它是 Foundry 与 AIP 平台的底层语义层，也是 FDE 现场工作的“操作系统”。不理解本体论，就无法理解 FDE 与“写代码的工程师”的本质区别；而不理解中国式本体论，就无法看清中国 FDE 方法论的技术走向。

1.2.1 Palantir 本体论精要

Palantir 官方文档将本体论定义为“组织的运营层”：“在许多场景中，本体论充当组织的数字孪生，既包含语义要素（对象、属性、关系），也包含动能要素（行动、函数、动态安全），以支撑各类应用场景。”（来源：Palantir 官方 Foundry 文档，2026 年 7 月访问）

这一定义可以拆成“名词”与“动词”两半来理解：

要素类别	构成	作用
语义要素	对象（Object）＋属性	把数据映射为现实业务对应物：

要素类别	构成	作用
（“名词”）	（Property）＋关系（Link）	厂房、设备、订单、交易，构成组织的数字孪生
动能要素（“动词”）	行动（Action）＋函数（Function）＋动态安全（Dynamic Security）	同时封装“看数”与“改数”的能力，远超数据目录或表结构设计

更关键的是官方的另一句话：“本体论代表的是企业的决策，而不仅仅是数据。”每一项运营决策，在本体论中都被建模为数据（Data）、逻辑（Logic）、行动（Action）、安全（Security）四个要素；官方称本体论是“让客户能够安全、稳妥、有效地在企业中利用 AI 的中心系统”。

对 FDE 而言，本体论就是他的现场工作界面：FDE 进驻客户现场的第一件事，是把客户多源异构的系统（ERP、MES、SCADA……）映射为一套统一的对象、关系与行动，形成企业级业务语义层，然后在其上快速搭建应用。Palantir 生态的 FDE 招聘要求中明确写着：“设计并维护本体论层（对象 / 关系 / 行动类型、接口），以对客户业务域精确建模”（来源：Palantir 生态 FDE 招聘说明，2026 年 7 月）。

在 AI 应用层面，Palantir 的路线是 OAG（Ontology-Augmented Generation，本体论增强生成）：将本体论对象本身（而非文本片段）注入大模型上下文，让大模型在本体论的约束下推理与执行。第三方分析称，这一路线实现了“确定性推理、大幅降低幻觉”（来源：Pebblous，2025 年 12 月）。Palantir 首席技术官 Sankar 在 2026 年一季度财报电话会上的一句话，点明了本体论的战略地位：“你消费的商品化认知越多，就越需要一个能防止经济损害的系统。”（来源：Palantir 财报电话会，2026 年 5 月）

1.2.2 中国 FDE 方案与 Ontology 的功能对应

中国 FDE 的技术底座是“OpenClaw＋RAG＋Agent”黄金三角：OpenClaw 负责执行、RAG 负责知识、Agent 负责决策（详见 2.5.3 节技术栈对比）。这套组合与 Palantir 本体论存在明确的功能对应关系，但也存在需要正视的差距。

RAG 与本体论的本质差异。RAG 解决的是“给大模型检索文本上下文”的问题：它把企业数据扁平化为文本片段，类型化的业务关系、权限边界与行动约束在这个过程中被丢失，因而无法安全地执行“写操作”。本体论提供的则是“类型化图谱＋行动＋权限”的机器可执行表示，AI 可以据此推理、执行、审计。打个比方：RAG 让企业知识“可查”，本体论让企业运营“可算”。

客观地看，OpenClaw＋RAG＋Agent 组合在知识层与本体论存在功能差距：它能很好地解决“知识检索增强”与“流程自动化”，但尚未完全解决“业务语义建模”——企业状态与业务规则的机器可执行表示。这既是中国 FDE 当前的技术短板，也是最具价值的突破方向。

令人鼓舞的是，国内已出现对标探索。据公开报道，中数睿智自研的 OSTARR 算法可在 2 小时内自动完成本体构建、准确率超 90%，其“AI-FDE 智能交付模式”将单项目交付周期由 6—9 个月压缩至 1—2 个月（来源：网易科技，2026 年 4 月、6 月）。而下一小节介绍的中国式本体论，则是从方法论层面对这一方向的系统回应。

1.2.3 中国式本体论：大任智库“五层蛋糕”模型与“三体”架构

如果说 Palantir 本体论回答的是“如何在软件平台上为企业建模”，那么中国企业还需要回答一个更根本的问题：一家中国制造业企业，应该从哪些层次、按什么逻辑构建自己的本体？——尤其当这家企业的数据还散落在 Excel、纸质记录和老师傅脑子里的时候。大任智库提出的 AI 本体论“五层蛋糕”模型与“三体”架构，正是面向这一问题的中国式方法论框架。

（1）“五层蛋糕”模型：企业 AI 原生能力的完整分层

“五层蛋糕”模型以价值为牵引、以数据为基础、以智能为驱动，五层由上而下、层层递进：

层级	名称	核心内容
第 1 层	主体价值观（灵魂层）	明确企业生态中各类人格主体（股东 / 投资人、管理者、员工、客户 / 用户、合作伙伴、社会 / 环境）的价值主张、商业规则、利益机制，形成运营与协同的价值

层级	名称	核心内容
		锚点
第 2 层	运营驾驶舱（洞察层）	整合现状、趋势、偏离、风险、机会与决策，形成可视化、可诊断、可预测、可决策、可行动的运营洞察与执行闭环
第 3 层	智能协作体（大脑层）	模型族（通用大模型 / 行业模型 / 领域模型）、智能体团（角色化智能体协同作业）、技能集与 MCP，通过提示词工程、长上下文工程、驾驭工程、循环工程等工程化机制协同作业
第 4 层	数据关系网（血脉层）	构建主体（人）、客体（物）、事项（事）的画像及关系，通过统一 ID、数据标准、关系建模、语义地图、数据治理，形成企业的数字全景与语义地图
第 5 层	基础设施台（基座层）	数据中台、模型中台、算力中台及集成平台（API 网关 / 消息总线 / 身份与权限 / 安全合规），支撑全栈数据汇聚、模型开发治理、算力调度与系统集成

（来源：大任智库 AI 本体论“五层蛋糕”模型，2026 年）

这个模型的独特之处，在于把“主体价值观”置于顶层：AI 能力建设不是从技术出发，而是从“谁的价值、什么规则、何种利益机制”出发——这正是大量技术驱动型 AI 项目缺失的前提。

（2）“三体”架构：本体要素的最小完备结构

“三体”架构（自主智能三角体）以价值为锚、以数据为基、以智能为翼，将企业本体拆解为三个协同要素：

要素	内涵	覆盖范围
主体（人）	价值主张·规则·激励	企业生态中的所有人格主体及其诉求：股东 / 投资人、决策者、实施者 / 员工、供应商 / 合作伙伴、客户 / 用户、监管者 / 政府、社会 / 公众

要素	内涵	覆盖范围
数体（物）	关系·数据·知识	业务与资产的数字化映射：物料、设备、产线 / 工艺、产品 / 服务、订单 / 项目、账目 / 财务、权益 / 合同、环境 / 能耗，承载实体关系、知识图谱与协作机理
智体（事）	模型·智能·行动	大模型、RAG、智能体、技能集与 MCP 生态构成的智能能力，驱动“感知洞察—分析决策—执行协同—反馈优化”的业务闭环

（来源：大任智库 AI 本体论“三体”架构，2026 年）

三体协同的目标，是实现“价值最大化平衡、多方共赢、可持续发展”，驱动企业从“经验运营”迈向“自主智能”。

（3）面向 FDE 的工作闭环

“三体”架构同时给出了 FDE 的现场工作逻辑，形成五步闭环：**理解业务与目标→梳理主体与诉求→构建数体与治理→构建智体与应用→运营闭环与优化**。在这个框架中，FDE 承担六项核心职责：业务理解与对齐、本体建模与设计、数据治理与整合、智能体设计与编排、应用落地与运营、效果评估与优化；交付物则是本体模型、数据资产、智能应用、运营看板与决策闭环。一言以蔽之：**FDE 是三体协同的设计者、连接者与优化者**。

（4）与 Palantir 本体论的关系

五层蛋糕模型回答“企业 AI 原生能力的完整分层”，三体架构回答“本体要素的最小完备结构”，二者共同构成中国制造业企业构建自身 Ontology 的方法论框架。与 Palantir 本体论相比，二者是“参照—重构”关系：Palantir 本体论是平台内置的技术语义层，中国式本体论则是面向企业全要素的方法论体系——它不仅建模“数据与行动”，更建模“价值与规则”。在中国企业的管理语境中，后一层恰恰最不可省略。

1.3 全球 FDE 产业扫描：2026 年的“军备竞赛”

2026 年春夏，FDE 从 Palantir 的一家之言，变成了全球科技巨头的集体行动。对中国制造业而言，这场“军备竞赛”既是风向标，也是清醒剂。

1.3.1 资本格局：约 80 亿美元量级的集体下注

厂商	FDE 布局	投入规模	时间
OpenAI	成立 Deployment Company（DeployCo，OpenAI 控股），获 TPG 领投、高盛、软银、麦肯锡等 19 家机构参与；先后收购英国 AI 咨询公司 Tomoro（约 150 名 FDE）与 FDE 公司 Northslope	超 40 亿美元初始投资	2026 年 5 月 11 日宣布
Anthropic	与 Blackstone、Hellman & Friedman、高盛组建企业 AI 服务合资公司，7 月 15 日定名“Ode with Anthropic”，已收购 Fractional AI（约 100 名工程师）	估值 15 亿美元	2026 年 5 月 4 日宣布
AWS	成立 FDE 组织“Frontier AI Engineering and Services”，以 5—6 人小组、45 天冲刺模式嵌入客户，规划数千人规模，首批客户含 NBA 与理光（Ricoh）	初始投入 10 亿美元	2026 年 6 月 30 日（路透社报道）
微软	成立 Frontier Company，派驻 6000 名工程师与行业专家，早期客户含伦交所（LSEG）、联合利华、诺和诺德，并与埃森哲、凯捷等建立 FDE 合作	25 亿美元	2026 年 7 月 2 日宣布
Google Cloud	组建数百人 FDE 团队（“嵌入式构建者”）	未披露	2026 年 5 月 12 日（The Information

厂商	FDE 布局	投入规模	时间
			报道）

（来源：OpenAI 官网、CNBC、TechCrunch、路透社、Fortune、The Information，2026 年 5—7 月）

2026 年 5—7 月，全球主要厂商 FDE 相关资本承诺合计约 80 亿美元量级；若计入生态伙伴跟投则更高。岗位市场同步爆发：据 Indeed 统计，FDE 岗位发布量从 2025 年 4 月的 643 个增至 2026 年 4 月的 5330 个，同比增长 729%；2025 年 1—9 月，FDE 岗位月度发布量曾增长逾 800%（来源：Business Insider 引 Indeed，2026 年 5 月；FT）。薪酬随之水涨船高：全行业 FDE 薪酬中位数约 17.3 万美元，前沿实验室资深 FDE 总包中位数达 48.5 万美元（来源：Perspective AI，2026 年）。

一个值得注意的细节是：OpenAI、AWS 高调使用 FDE 名号，微软则刻意淡化 FDE 标签，强调“以成果为导向”与“客户知识产权保护”——名称之争的背后，是对企业 AI 交付话语权的争夺。

1.3.2 三种 FDE 类型：不是所有 FDE 都是同一种生物

2026 年 7 月，腾讯研究院“AI 透镜”圆桌（嘉宾包括 Cresta FDE 负责人钟钱杰、Ventus AI 联合创始人兼 CTO 陆骁鹏等）对全球 FDE 实践做了一次类型学划分，颇具解释力：

类型	代表	商业逻辑	工作方式	业内评价
模型公司 FDE	OpenAI DeployCo、Anthropic Ode	Token 驱动：扩大 token 消耗与模型锁定	只做部署、不改产品，以合资公司＋PE 渠道铺量	钟钱杰：“模型公司做 FDE 本质是想多卖 token，而模型恰是最容易被替代的一层。”
平台公司 FDE	Palantir	原创物种：卖	FDE（Delta /	模式最重、壁

类型	代表	商业逻辑	工作方式	业内评价
		“结果”而非软件	Echo 角色）嵌入客户构建本体论，现场经验反哺 Foundry / AIP 平台	垒最深，但高客单价难以下沉
SaaS 公司 FDE	Cresta（产品型，约 600 人）、Ventus（解决方案＋实施型，约 10 人）	蒸馏驱动：把项目经验沉淀为可复用 Skill	Cresta 的 FDE 隶属工程团队，约 1/3 时间直接改产品代码、不背营收指标；Ventus 的 FDE 从售前跟到售后、背负商业指标	陆骁鹏：“散落在每个人脑子里的经验不叫沉淀，汇聚成具象化的知识库或 Skill 才叫沉淀。”“没有产品可改的 FDE，堆人头卖时间，跟外包没区别。”

（来源：腾讯研究院“AI 透镜”圆桌，2026 年 7 月；《硅谷 101》，2026 年 6 月）

三类 FDE 的分野，本质是“经验能否沉淀为可复用资产”的分野——业内称之为“蒸馏”（Distillation）：做完一个项目，如果下一个项目仍要从零开始，FDE 就只是一门人力生意；只有可蒸馏、可复用，FDE 才能从人力服务升级为商业模式。这一判据，与本白皮书第 3 章将详述的中国 FDE“智能积木”体系（详见 3.5 节）高度同构。

1.3.3 对中国制造业的三点启示

第一，FDE 已是全球共识级赛道，但路径可以不同。巨头们的路径是“高客单价＋深度绑定头部客户”，而中国制造业的基本盘是数千万家中小企业。中国 FDE 的轻量化、普惠化路线（详见第 2 章）不是“低配版”，而是面向不同市场结构的差异化答案。

第二，“蒸馏”能力决定中国 FDE 能走多远。全球经验表明，“堆人头卖时间”的 FDE 与外包无异。中国 FDE 的“智能积木”与 Skill 化沉淀（详见 3.5 节），正是“蒸馏”的中国实践，必须坚持并放大。

第三，IP 主权风险必须前置管理。全球 FDE 热潮中已出现警惕声音：Palantir 首席执行官 Karp 公开指控部分前沿实验室“窃取客户业务的阿尔法（alpha）并转入自家权重”（来源：SiliconANGLE，2026 年 7 月；需要说明的是，目前无公开证据表明相关实验室存在违规使用客户数据的行为）；前麦肯锡专家 Greis 则警告，驻场工程师在服务中获得的知识“可能与数据本身一样敏感”，并且会在客户之间流动（来源：Computerworld，2026 年 6 月）。对握有工艺秘密的中国制造业而言，IP 保护必须在引入 FDE 的第一天就写入合同与机制（详见第 6 章障碍六）。

1.4 FDE 的五大核心特征

回到角色本身。通过与 Palantir 模式、传统软件工程师、管理咨询顾问的深度对比，可以提炼出 FDE 的五大核心特征：

特征	内容	与传统模式的区别
① 成果交付导向	FDE 对业务结果负责，不是对代码负责	传统工程师交付代码即完成；FDE 交付业务价值才算完成
② 深入客户现场	驻场工作，嵌入客户环境	传统模式是“办公室→需求文档→交付”，FDE 是“现场→理解→建造→迭代”
③ 建造者而	FDE 亲手写代码、搭系	顾问只提建议；FDE 负责从策略到执行

特征	内容	与传统模式的区别
非顾问	统、调参数	的全链条
④ 产品杠杆最大化	FDE 是产品平台的“超级用户”，利用平台能力放大交付效率	传统定制开发从零开始；FDE 基于成熟平台快速组装
⑤ 嵌入式研发	FDE 是产品团队的“耳目”，现场反馈直接驱动产品迭代	传统产品研发与客户需求脱节；FDE 形成实时反馈闭环

特征①详解：成果交付导向

Palantir 模式成功的一个核心原因，在于其工程师始终专注于为客户交付有价值的成果，而不仅仅是开发或销售软件。外界曾长期误解 Palantir 只是一家披着软件公司外衣的服务公司，但事实证明，FDE 以成果为核心的专注，让他们能够跨越技术和非技术的障碍，为客户创造真实价值。

典型案例：在川宁生物项目中，FDE 不是“交付了一个 AI 模型”就算完成，而是持续跟踪“产能是否真的提升了”。最终交付的成果是：产能提升 5%，对应年增收超 10 亿元（据项目团队公开披露口径；川宁生物 2025 年年报披露，AI 调控发酵罐平均产量超对照组 3%—5%）。如果模型上线但产能没提升，这个项目就是失败的——这就是 FDE 的“成果交付导向”。

特征②详解：深入客户现场

FDE 愿意并坚持与客户深度互动，嵌入客户的工作环境中。这种嵌入式合作在管理咨询公司中或许常见，但在软件产品公司中极为罕见。Palantir 的 FDE 可能在飓风灾后恢复区、疫情前线或船坞现场工作；在中国，川宁生物项目的 FDE 直接在发酵罐旁驻场 9 个月——不是每周去一次开个会，而是每天和操作工一起上班。

特征③详解：建造者，而非顾问

FDE 可能被误认为是战略顾问或 IT 顾问，但其角色远不止于此。与传统顾问不同，FDE 不仅提出策略或连接数据管道，而是承担从策略分解、目标设定、实

施推进到动态调整的全过程责任。正如 Palantir 早期高管所言：“FDE 不会仅仅按照预定路线执行任务，也不会单纯开发一个算法模型后交付了事。他们负责构建一个准确、端到端的问题或业务领域的表示，并与关键利益相关者不断迭代。”

特征④详解：产品杠杆最大化者

FDE 是所使用软件产品的专家，对产品平台的深入理解和多次实施经验，成为其效率的关键驱动力。产品是 FDE 工作的“力量倍增器”：没有核心产品，即使最优秀的建造者，也只能靠增加工时或定制开发获得有限产出。Palantir 正是通过其产品体系（Gotham、Foundry、Apollo、AIP），实现了人员规模相对稳定下客户数量与每位 FDE 收入的持续增长。

特征⑤详解：嵌入式研发

FDE 的另一关键角色，是作为产品团队的“耳目”直接参与研发反馈循环。因为身处前线、面对高风险的成果交付，他们对客户当前需求与软件局限性有着最直接的洞察。发现产品缺陷或不足时，FDE 不只是寻找临时解决方案，而是将反馈直接传递给核心产品团队——这种机制不仅帮助当前客户，也惠及未来所有用户。Palantir 内部把这条路径概括为“先修土路，再铺高速”：FDE 先为客户快速修通务实的“土路”（定制解法），核心产品团队再把跨客户的共性需求铺成“高速公路”（标准化产品能力）（来源：Palantir 官方资料，2026 年）。

1.5 FDE 的日常工作场景：一个 FDE 典型的一天

为让读者有画面感，以下还原一个制造业 FDE 典型的工作日：

时间	工作内容
06:30	到达工厂，与夜班交接，了解夜间生产异常
07:30	查看实时数据，发现 AI 模型预测与实际偏差，排查原因（原料批次 / 传感器 / 模型）
09:00	与工艺工程师开会，将经验判断翻译为算法参数
10:30	修改模型参数，用 60 组新数据做小样本适配
12:00	和操作工吃午饭，闲聊中获取设备隐性信息

时间	工作内容
13:00	调试模型，用 RAG 生成可解释分析报告
15:00	与 FDR 团队远程同步，FDR 在实验室侧开始算法优化
16:30	与生产总监复盘本周 AI 调控效果
17:30	更新技术反馈平台，整理当日笔记

FDE 一天的工作覆盖：现场观察、数据排查、跨部门沟通、算法修改、模型验证、客户汇报、团队协同、知识沉淀。核心价值不在“写代码”，而在于“跨界翻译”——把业务语言翻译成技术方案，再把技术结果翻译回业务价值。

1.6 FDE 与传统角色的详细对比矩阵

FDE 与软件工程师、咨询顾问、售前工程师、项目经理有什么区别？以下 11 个维度的对比矩阵可以一次看清：

对比维度	FDE	软件工程师	咨询顾问	售前工程师	项目经理
工作地点	客户现场驻场	办公室 / 远程	客户现场（短期）	客户现场（短期）	办公室＋客户现场
交付物	可运行的解决方案＋业务成果	代码 / 系统	咨询报告 / PPT	方案演示 / Demo	项目计划 / 进度报告
对什么负责	业务结果	代码质量	建议质量	方案可行性	进度 / 预算
技术深度	高（能写代码、调参数）	高	低—中	中—高	低—中
业务理解	高（深入客户场景）	低—中	高	中	中
沟通能力	高（必须跨部门跨层级）	低—中	极高	高	高
与客户关系	深度绑定（数	几乎无接触	项目制	销售阶段接	项目周期内

对比维度	FDE	软件工程师	咨询顾问	售前工程师	项目经理
	月—数年）		（数周—数月）	触	接触
使用工具	产品平台＋代码＋AI Agent	IDE / 代码	PPT/Excel	Demo 环境	项目管理工具
成功标准	客户业务指标改善	代码上线运行	客户接受建议	方案中标	按时按预算交付
可替代性	极低（深度绑定客户＋产品）	中（代码可交接）	高（报告可替换）	高（方案可重做）	中（流程可交接）
收入模式	成果分成 / 高薪	薪资	项目费 / 时薪	底薪＋提成	薪资＋项目奖金

核心差异：在上述角色中，只有 FDE 同时做到**对业务结果负责、有技术深度、深入客户现场、使用产品杠杆**。这不是四个特征的简单叠加，而是一种新的工作范式。

1.7 FDE 在 AI Agent 时代的新变化

1.7.1 从“亲手写代码”到“指挥 AI 写代码＋亲自做场景适配”

2023 年 AIP 推出后，FDE 的角色发生了根本性转变：

阶段	FDE 的核心工作	工具
传统 FDE（2004—2022）	亲手写代码、搭数据管道、建分析模型	Gotham / Foundry＋编程语言
AI Agent 时代 FDE（2023 至今）	指挥 AI Agent 写代码＋亲自做场景适配、业务理解、参数调优	AIP + AI Agent + Vibe Coding

在 AI Agent 时代，“写代码”这件事正在被 AI 大幅替代。但 FDE 的价值反而更加突出——因为 AI 不知道客户的业务怎么运转，不知道老师傅的“手感”意味着什

么，不知道哪个参数调整会影响产量。这些“场景适配”的工作，AI 做不了，必须有“人”在现场做。这个人，就是 FDE。

1.7.2 AIP Bootcamp：把销售周期从数月压缩到数周

AIP 推出后，Palantir 开创了一种新的 FDE 交付模式——**AIP Bootcamp（1—5 天，市场早期俗称“1-Day Bootcamp”）**：FDE 带 AIP 平台到客户现场，与客户业务团队一起，用客户的真实数据在 1—5 天内构建可部署的 AI 应用原型；客户当场看到效果，满意则 FDE 继续驻场深化，不满意则零成本退出。这一模式 2022 年以 92 场试点起步，2023 年举办超 500 场，至 2024 年 6 月累计已超 1300 场，将企业软件的销售周期从数月压缩至数周；Palantir 首席执行官 Karp 称公司以“仅 7 名真正销售人员”实现增长，真正的瓶颈在交付产能（来源：Palantir 官方及财报电话会，2024 年 6 月、2026 年 5 月）。Bootcamp 的运作细节与其对中国 FDE“体验式交付”的启示，详见 2.3 节。

1.7.3 FDE 的能力模型升级

能力维度	传统 FDE	AI Agent 时代 FDE
代码能力	必须精通多种编程语言	需要能“读”代码和“指挥”AI 写代码，具备 Vibe Coding 能力
AI 工具驾驭	使用数据分析平台	必须熟练使用 AI Agent、RAG、多模型调度
业务理解	重要	更重要——AI 无法替代的领域理解
现场适应	重要	更重要——AI 时代的差异化价值
迭代速度	周级	小时级（AI 加速开发＋部署）
交付范围	单一场景	多场景并行（AI Agent 可同时处理多个任务）

能力模型的此消彼长说明：AI 越强大，“懂业务、懂现场”的人越稀缺。这正是 FDE 在 AI Agent 时代不降反升的根本原因。

1.8 FDE、OPC、OPT：三个概念一张图

AI 时代“超级个体”趋势的三个剖面，经常被人混淆。厘清它们的关系，是理解 FDE 定位的前提：

- **FDE 回答的是“怎么交付”**：技术如何真正落地到客户场景？——这是职业角色选择。
- **一人公司（OPC）回答的是“怎么存在”**：个人如何独立运营一家公司？——这是法律 / 商业实体选择。
- **单人作战单元（OPT）回答的是“怎么作战”**：一个人如何完成多人的工作？——这是能力放大方式选择。

三者不互斥。一个典型的 AI 时代超级个体画像是：以单人作战单元（OPT）模式作战，注册了一人公司（OPC），核心能力来自 FDE 训练——一个人可以同时是 FDE、OPC 注册者和 OPT 作战单元。

1.8.1 三个概念的边界与协同

三个概念虽然不互斥，但各有明确的边界：

【OPC（一人公司）——纯市场化的存在】OPC 没有固定组织的成本结构，以项目为单元运作，灵活度极高。OPC 不隶属于任何组织，完全以独立法人身份在市场中运行。一个人注册一家公司，就是 OPC。

【OPT（单人作战单元）——存在于大组织内部的作战模式】OPT 是大组织内部的存在：一个员工利用 AI 工具链，完成原本需要多人团队才能完成的工作。OPT 不需要注册公司，它是在职身份下的能力放大模式。

【FDE（前沿部署工程师）——被派往他方场景的工作范式】FDE 是一方派遣、到他方场景工作的存在——无论是 Palantir 的 FDE 被派往客户现场，还是中国 FDE 从服务商被派往制造企业，FDE 的核心特征都是在别人的场景中工作。

三者组合的典型场景：一个从业者可以在大组织内部以 OPT 模式工作（在职），也可以注册 OPC 独立接单（创业），其核心交付能力来自 FDE 训练。不同时期可以选择不同组合。

概念	提出者	核心问题	典型画像

概念	提出者	核心问题	典型画像
FDE	Palantir(2004)	怎么交付	驻场工程师，对结果负责
OPC	法律概念＋AI 重新定义	怎么存在	一人有限责任公司，AI 为数字员工
OPT	钉钉悟空等平台（2026）	怎么作战	一个人指挥 AI 军团，发挥整支团队效能

1.9 中国引入 FDE 概念的时间线与中国语境

FDE 概念在中国的传播和本土化，经历了清晰的四个阶段：

阶段	时间	关键事件	标志
概念传入	2023 年	Palantir AIP 发布，国内科技媒体开始系统性介绍 FDE 模式	FDE 从“硅谷故事”变成“中国可参考模式”
早期实践	2024 年	部分 AI 创业公司开始招聘 FDE 岗位；李金金团队启动川宁生物项目	FDE 从“概念”变成“岗位”
产业验证	2025 年	川宁生物 FDE 项目验证成功（产能提升对应年增收超 10 亿元，据项目团队公开披露口径）；上海启动 FDE 专题培训	FDE 从“岗位”变成“方法论”
标准落锤	2026 年	6 月 5 日《OpenClaw＋RAG＋Agent 智能体实操工作坊》完成文字作品版权登记（据公开报道）；上海 FDE ““百千万工程”启动	FDE 从“方法论”变成“标准”

从概念传入到标准落锤，只用了不到 3 年——这个速度远超大多数技术概念在中国的本土化进程。当然，标准的早熟是否有利于 FDE 的长期健康发展，仍有待观察。进入 2026 年下半年，生态仍在快速扩容：2026 年 7 月，首期“中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师教练营”在南京开班（南京市企业数字化转型研究会

与大任智库联合举办），FDE 人才培养开始走向体系化、职业化（详见第 5 章）。

FDE 在中国，不只是一个岗位，更是一套 AI 落地的系统工程方法论。这套方法论包含三个层次：

层次	内容	典型载体
角色层	FDE 是跨界复合型工程师 / 研究员	个人职业、能力分级体系（FDE L1 / L2 / L3）
流程层	FDE 是一套从需求到交付到迭代的完整流程	FDE＋FDR 协同体系、OpenClaw＋RAG＋Agent 标准
生态层	FDE 是一种新的技术—产业协作模式	OPC 城市服务商、产教融合“ “百千万工程”

本白皮书的核心立场是：只有从这三个层次同时理解 FDE，才能真正把握它在中国的发展逻辑。Palantir 的 FDE 实践同样包含流程设计与生态建设，但中国在 FDE 的系统化程度上走得更远——这不是简单的“中国 vs 美国”差异，而是 FDE 模式在不同产业土壤中的差异化进化路径。关于中国 FDE 本土化重构的完整论证，详见第 2 章。

1.10 第一性原理：为什么制造业特别需要 FDE？

消费级 AI 和工业 AI，有本质区别。

“在消费领域，AI 做到 80 分或许就能用。但在制造业，99.9 分才是入场券。”

——李金金（上海交通大学人工智能与微结构实验室主任）

制造业的特殊性在于：

1. **容错率极低**：消费级 AI 出错，大不了用户吐槽；制造业 AI 出错，可能是 500 吨发酵罐报废、整条产线停产。

2. **数据极度稀缺**：制造业现场数据质量差、标注少、噪声大，大模型“预训练＋微调”的范式在很多场景下根本无从谈起。

3. **物理规律不可忽略**：制造业 AI 必须嵌入物理规律（微生物代谢方程、设备力学参数），不能“幻觉”。

4. **现场环境复杂**：老师傅的“手感”、设备的“脾气”、原料批次的差异——这些都是代码难以捕捉的隐性知识。

1.10.1 制造业 AI 落地的失败案例

制造业 AI 不是“上了就能用”的。以下是两个典型失败案例（均为编委会调研访谈案例，已脱敏）：

案例一：某中型注塑厂 200 万元 AI 排程项目烂尾。该厂花 200 万元上了 AI 排程系统，上线后彻底失效：ERP 里的物料编码混乱，同一个零件有 3 个编码；设备产能数据是 3 年前的，实际早已老化降效；库存数据更新滞后，系统显示有货、车间却找不到。AI 输出的排程全是错的，工人根本没法用，200 万元打了水漂。

案例二：某集团企业 1500 万元“AI 全覆盖”项目 3 年未落地。该集团型制造企业一开始就要研发、生产、供应链、财务全上 AI。结果项目做了 3 年，研发模块还在测试，生产模块只上线一半；各模块供应商不同、数据不通，形成新的“信息孤岛”；投入超 1500 万元未见明确效益，最终被集团叫停。失败根源在于追求“大而全”、缺乏单点突破——FDE 的 SLP 方法（Scene-Link-Pilot，详见 4.9 节）正是解法：先选一个具体场景试点，2—4 周出可用版本，用数据说话，再逐步扩展。

1.10.2 FDE 如何避免这些失败

失败原因	传统模式的致命缺陷	FDE 的解法
数据质量问题	远程开发，不看现场数据	FDE 驻场，第一步就是数据治理
业务部门不用	IT 部门闭门造车	FDE 与业务部门深度协作，方案适配操作流程
追求大而全	一次性上多个模块	FDE 的 SLP 方法：单点突破，以点带面

失败原因	传统模式的致命缺陷	FDE 的解法
模型上线即失效	一次性部署，无人迭代	FDE＋FDR 协同，持续迭代

核心结论：对绝大部分制造业 AI 落地失败案例的归因分析显示，问题不在技术本身，而在于“落地逻辑错了”。FDE 模式不是唯一解法，但它是目前最轻量、经过实践验证的入口级解法——把“落地逻辑”从“远程开发＋一次性交付”重构为“驻场工作＋持续迭代”，企业可以先在一个小场景试点，2—4 周看到效果后再决定是否扩展。

1.10.3 不做的代价：你的同行已经在做了

如果你还在犹豫，这里有一个你可能不想听的事实：

2025 年，一家与你们规模相当的浙江注塑厂，花 5 万元找 FDE 优化了排产调度。交货准时率从 70%提升到 92%，次品率下降了 40%。他们现在的交货周期比同行快了近一倍。猜猜他们的客户是从哪里来的？

制造业的竞争从来不是“谁技术更先进”，而是“谁能更低成本、更快速度地满足客户”。FDE 不是锦上添花，而是正在成为竞争的新门槛——你的同行已经开始迈过这道门槛了。

1.10.4 你可能会遇到的真实声音——以及 FDE 的回答

“AI 我试过，花了几十万，没用。”

回答：你说的是上一代 AI——远程开发、一次性交付、上线即失效。FDE 的模式完全不同：驻场工作、小步快跑、持续迭代，不做“全面 AI 化”，只做“单点突破”——选一个具体问题，2—4 周出效果。你不是不信 AI，你是不信那种“甩手式”的 AI 交付方式。

“我们厂连数据都没有，AI 能干啥？”

回答：FDE 最擅长的恰恰是“数据稀缺”场景。FDR 的小样本迁移学习算法，只需要 60 组数据就能完成模型适配——这些数据可能只是过去一个月的电费账单和设备运行记录。你不缺数据，你缺的是把数据翻译成算法的“人”。这个人，就是 FDE。

“我们厂老师傅比 AI 靠谱。”

回答：你说得对。老师傅的“手感”是制造业最宝贵的资产。FDE 的核心目标是增强而非替代——把老师傅的经验“翻译”成算法，让 AI 学会老师傅的判断逻辑，然后在老师傅下班的时候，AI 还能继续干活。FDE 的原话是：“我做的一切，都是为了把你的经验变成公司的资产。”

“那是大企业的事，跟我们中小企业没关系。”

回答：你猜 FDE 模式在中国最早的成功案例在哪里？不是世界 500 强，而是一家月电费不到 30 万元的县域纺织厂——FDE 投入 5 万元，15 天部署，不到 1 个月回本。再看东莞虎门一家年营收约 3000 万元的服装厂，20 万元投入，6 个月回本。FDE 的“小样本迭代”和“轻量化部署”，天生就是为中小制造业设计的。

这四种声音，我们几乎在每一次与企业交流时都会听到。它们不是对 AI 的拒绝，而是对“不靠谱的 AI”的合理怀疑。FDE 模式的价值，不是用更炫的技术代替这些声音，而是用实打实的现场工作，一个一个地回答它们。

1.11 本章小结

- FDE 起源于 Palantir（2003 年创立），核心是“驻场交付、对结果负责”；2023 年 AIP 推出后爆发式增长，2025 年营收 44.75 亿美元（＋56%），2026 年一季度营收 16.33 亿美元（＋85%），2026 财年营收指引上调至 76.5 亿美元以上（来源：Palantir 财报，2026 年）
- 本体论（Ontology）是 FDE 的技术底座：Palantir 本体论以语义要素（对象 / 属性 / 关系）与动能要素（行动 / 函数 / 动态安全）构成组织数字孪生，“代表的是企业的决策，而不仅仅是数据”
- 中国 FDE 的“OpenClaw＋RAG＋Agent”组合在知识层与本体论存在功能差距——RAG 让企业知识“可查”，本体论让企业运营“可算”；这既是技术短板，也是最具价值的突破方向
- 中国式本体论——大任智库提出的“五层蛋糕”模型与“三体”架构（主体·数体·智体），为中国制造业企业构建自身 Ontology 提供了方法论框架；FDE 是三体协同的设计者、连接者与优化者

- 2026 年全球 FDE 进入“军备竞赛”：主要厂商资本承诺合计约 80 亿美元量级，FDE 岗位一年增长 729%；三种 FDE 类型（模型公司 / 平台公司 / SaaS 公司）的分野，在于“经验能否蒸馏复用”
- FDE 五大核心特征：成果交付导向、深入客户现场、建造者而非顾问、产品杠杆最大化、嵌入式研发；AI Agent 时代，FDE 从“亲手写代码”转向“指挥 AI 写代码＋亲自做场景适配”
- FDE、一人公司（OPC）、单人作战单元（OPT）是 AI 时代超级个体的三个剖面，不互斥
- 中国仅用 3 年即完成 FDE “概念→岗位→方法论→标准”的全链条进化；FDE 在中国是“角色层＋流程层＋生态层”的系统方法论
- 对绝大部分制造业 AI 落地失败案例的归因分析显示，问题在于“落地逻辑错了”——FDE 模式正是解法

第 2 章 为什么是中国——FDE 本土化的必然性

2.1 中国 FDE 生态全景：五大参与者

2023 年 FDE 概念传入中国时，它还只是硅谷故事里的一个岗位名称。但到 2026 年，中国围绕 FDE 已经形成了一套完整的产业生态——政府、高校、服务商、制造业企业、技术底座五类力量各就其位、相互咬合。理解“为什么 FDE 本土化大概率发生在中国”，首先要看清这张生态全景图：FDE 在中国不是某家公司的独角戏，而是一次多角色共建的系统工程。

表：中国 FDE 生态的五大参与者

参与者	代表力量	核心贡献	与 FDE 的关系
政府政策层	工信部及地方政府（上海市经信委、江苏省及各地市政府等）	“人工智能＋”行动、制造业数字化转型政策、FDE ““百千万工程”、“人工智能＋制造”系列方案	政策窗口的开辟者、应用场景的开放者
高校科研	上海交通大学人工智能与微结构实验室（AIMS Lab，李金金团队）等	FDE＋FDR 协同模式、“智能积木”体系、ManuDrive 系统等原创方法论与核心技术	方法论的原创者、高端人才的源头
FDE 服务商	OPC 城市服务商、中数睿智、知微行易、零一万物（万蜂智能）等	标准化交付流程、行业 Know-how 沉淀、商业模式创新（收益分成、合资共建等）	FDE 的市场化载体、人才的商业化出口
制造业企业（需求方）	川宁生物、识渊科技服务的头部客户群，以及长三角、珠三角的海量中小制造企业	真实场景、生产数据与验证环境；以收益分成等模式深度参与共创	需求的提出者、效果的最终验证者

参与者	代表力量	核心贡献	与 FDE 的关系
技术底座	国产大模型（DeepSeek、通义千问、文心一言等）、OpenClaw＋RAG＋Agent 开源栈、340 余家工业互联网平台	自主可控的模型与工具供给、私有化部署能力、设备连接与数据基础	FDE 的工具箱与数据基础设施

这张表揭示了一个关键事实：FDE 生态的每一个环节，中国都有本土力量补位，且彼此已经形成咬合——高校出方法论、服务商做交付、企业出场景、技术底座供工具、政府开窗口。这种“全链条齐备”的生态结构，在全球范围内并不多见。

五大参与者之外，还有一类“连接者”值得单独提出——行业组织与智库。它们不直接交付项目，但承担着生态的规则建设与共识凝聚职能：在人才培养与认证侧，南京市企业数字化转型研究会联合大任智库推出“中国式 FDE”教练营与认证服务（2026 年 7 月首期在南京开班，详见第 5 章），为生态提供规范化的人才供给通道；在方法论研究侧，大任智库提出的 AI 本体论“五层蛋糕”模型与“三体”架构（详见 1.2.3 节），正在为中国 FDE 方案补上“业务语义建模”这一课；在行业研究侧，场景学社以时间链理论与本白皮书持续凝聚行业共识。可以这样说：五大参与者决定生态的“速度”，而这些连接者决定生态的“秩序”。

2.2 全球 AI 落地的“中国场景”优势

2025—2026 年，全球 AI 产业出现了一个明显的分叉：

- **硅谷方向**：持续投入更大参数规模的基座模型，追求 AGI（通用人工智能）突破
- **中国方向**：聚焦 AI 在真实产业场景中的落地，追求可复制、可度量、可规模化的交付标准

这两个方向没有对错之分，但中国拥有全球独一无二的 **AI 落地场景优势**：

优势维度	中国现状	对 FDE 的意义
制造业规模	全球第一，覆盖 41 个工业大类、207 个中类、666 个小类	FDE 有最多的落地场景可供验证和迭代
中小企业数量	超过 5200 万家，占企业总数 90%＋	FDE 的规模化市场，标准化的对象
产业链完整度	全球唯一拥有联合国产业分类全部工业门类的国家	FDE 可以在同一产业链上下游形成协同效应
数字化基础	工业互联网平台超 340 家，连接设备超 1 亿台（套）	FDE 有数据基础可以工作，但不是太好——恰恰是 FDE 的价值空间
政策驱动力	“人工智能＋”行动、制造业数字化转型、数据要素化	FDE 有政策红利窗口

2.2.1 中国制造业的详细数据

工业门类覆盖：中国是全球唯一拥有联合国产业分类中全部工业门类的国家。41 个工业大类中，主要的制造业大类包括：

序号	工业大类	规模/特点	FDE 落地价值
1	农副食品加工业	产值超 6 万亿	生物发酵 AI（如川宁生物）
2	纺织业	全球最大纺织生产国	能耗优化、质量检测
3	化学原料和化学制品制造业	产值超 8 万亿	工艺优化、安全监控
4	医药制造业	产值超 3 万亿	发酵调控、药物研发
5	通用设备制造业	产值超 4 万亿	智能排产、设备预测维护
6	专用设备制造业	产值超 3 万亿	定制化设计、柔性生产
7	汽车制造业	全球最大汽车生产国	质量检测、供应链协同

序号	工业大类	规模/特点	FDE 落地价值
8	电气机械和器材制造业	产值超 8 万亿	工艺优化、能耗管理
9	计算机/通信/电子设备制造业	产值超 12 万亿元	质量检测、良率预测
10	金属制品业	产值超 4 万亿	能耗优化、排产调度

企业规模数据：

指标	数据	来源
规模以上工业企业数量	48.3 万户（截至 2023 年 11 月）	国家统计局
中小企业总数	超过 5200 万家	工信部
中小企业占企业总数比例	90%+	工信部
专精特新中小企业	超过 7 万家	工信部
制造业入围世界 500 强	65 家（2022 年）	工信部

工业互联网基础：

指标	数据	来源/时间
工业互联网平台数量	超过 340 家（有影响力）	工信部，2025 年 11 月
重点平台连接设备数	超过 1 亿台（套）	工信部，2025 年 11 月
服务企业数	近 400 万家次	工信部，2025 年 11 月
5G 基站数	408.9 万个	2024 年 12 月
5G 行业虚拟专网	超过 4 万个	2024 年 12 月
国家级示范工厂	421 家	2024 年 7 月
省级数字化车间/智能工厂	超过 1 万家	2024 年 7 月

核心判断：FDE 在中国不是“舶来品”，而是中国制造业 AI 落地的**必然产物**——场景足够多、需求足够迫切、政策支持足够强，唯独缺一套系统性的落地方法论。FDE 补上的，正是这个缺口。

2.3 制造业 AI 落地的三大死穴

尽管 AI 技术突飞猛进，制造业 AI 落地仍然面临三大死穴。**传统技术交付模式无法解决，FDE 模式可以**。

死穴一：贵

传统 AI 项目，周期 6—12 个月，成本百万级起步，成功率不足 30%。

制造业中小企业根本负担不起。即便大企业，ROI 也难以量化，决策链条长，项目容易中途夭折。1.10.1 节中提到的两个失败案例，就非常能说明问题。

多个行业调研口径显示，工业 AI 项目的失败率普遍在 70%以上；MIT NANDA 项目《The GenAI Divide》（2025 年 8 月）的报告更给出“约 95%的企业生成式 AI 试点未产生可衡量的损益影响”的结论——该数据样本与口径存在争议（a16z 等机构曾质疑），宜作为趋势性参考（来源：MIT NANDA，2025 年 8 月；《财富》，2025 年 8 月）。而绝大部分失败案例的归因分析显示：失败原因不是技术不行，而是**“落地逻辑错了”**。

FDE 的解法：标准化交付流程＋可复用“智能积木”＋2—4 周极速交付，把成本降至 10 万级。

对比维度	传统 AI 项目	FDE 项目
交付周期	6—12 个月	2—4 周
启动成本	百万级	10 万级
成功率	<30%	95%＋（见注）
数据治理	不含（客户自理）	FDE 驻场第一步
迭代方式	重新收费	FDR 持续免费迭代

注：FDE 项目“成功率 95%＋”为基于本白皮书编委会跟踪的已交付案例样本统计（含试点项目），非行业普查数据。

死穴二：慢

传统模式：需求调研（1 个月）→模型开发（3 个月）→部署调试（2 个月）→上线（又出问题，再调 2 个月）。

等系统上线，业务需求已经变了。

真实案例一：某汽车零部件企业 AI 质检项目 8 个月才上线

某汽车零部件企业启动 AI 质检项目，供应商花了 2 个月做需求调研，3 个月开发视觉检测模型，又花了 3 个月在现场调试。等系统终于上线，客户的产品线已经换了两代，原来训练的缺陷样本库已经不适用了。供应商说“需要重新训练，另外收费”，企业决定“不用了”。

真实案例二：某化工厂 AI 能耗优化项目需求变更导致无限延期

某化工厂启动 AI 能耗优化项目，供应商花了 1 个月做需求调研，写了 200 页需求文档。但化工生产现场变化快——原料供应商换了、设备大修后参数变了、环保要求提高了——需求文档还没评审完，现场情况已经变了。供应商不断修改方案，项目拖了 10 个月仍然无法上线。

FDE 的解法：驻场工作，需求理解→方案搭建→现场迭代同步进行，周级交付可用版本。

Palantir 的 **AIP Bootcamp（1—5 天，市场早期俗称“1-Day Bootcamp”）**模式更进一步——客户带着真实数据与 Palantir 工程师一起，在 1—5 天内构建可部署的 AI 应用原型，当场看到效果。如果效果满意，FDE 继续驻场深化；如果不满意，客户零成本退出。据 Palantir 官方数据，截至 2024 年 6 月，AIP Bootcamp 累计举办已超过 1300 场，将企业软件的销售周期从数月压缩至数周（来源：Palantir 官方，2024 年）。

死穴三：不安全

制造业数据涉及工艺秘密、产能信息、客户订单，不能出境、不能上云、不能给外部人员看。

但大模型训练需要数据，这个矛盾怎么解？

真实案例一：某电子厂 AI 项目因数据安全审查被叫停

某电子厂与一家 AI 供应商合作开发工艺优化模型，供应商要求将生产数据上传到云端进行训练。项目进行到一半，企业信息安全部门介入审查，发现数据传输涉及境外服务器，违反企业数据安全规定。项目被叫停，前期投入全部损失。

真实案例二：某军工企业 AI 项目因合规问题无法使用大模型

某军工企业希望通过大模型提升工艺文档的检索效率，但由于保密要求，不能使用任何云端大模型 API。市面上的开源模型部署后效果不佳（幻觉严重、专业术语错误），项目陷入僵局。

FDE 的解法：私有化部署＋国产化适配＋RAG（检索增强生成）让模型“读懂”企业知识库但不“记住”——数据 100%不出境，权限可控，审计可追溯。

安全维度	传统 AI 方案	FDE 方案
数据存储	云端（供应商服务器）	私有化部署（企业内网）
数据传输	需要上传到云端	数据不出厂
大模型	依赖境外 API	国产大模型＋RAG 知识库
权限控制	供应商有访问权限	企业自主控制，FDE 签署保密协议
审计追溯	难	每步操作可追溯
合规性	存在风险	符合《中华人民共和国数据安全法》《中华人民共和国网络安全法》等要求

2.4 政策窗口：为什么是现在？

2025—2026 年，中国政策层面出现了三个重要的叠加效应，为 FDE 本土化提供了前所未有的窗口期。

叠加一：《中华人民共和国数据安全法》＋《中华人民共和国网络安全法》→国产化 FDE 的刚需

《中华人民共和国数据安全法》（2021 年 9 月 1 日起实施）关键条款：

条款	内容	对 FDE 的影响

条款	内容	对 FDE 的影响
第 21 条	国家建立数据分类分级保护制度	制造业数据需要分类分级，FDE 需按等级设计数据方案
第 31 条	关键信息基础设施的运营者在境内运营中收集和产生的个人信息和重要数据应当境内存储	制造业核心数据不得出境，FDE 必须支持私有化部署
第 36 条	非经中国主管机关批准，境内组织、个人不得向外国司法或者执法机构提供存储于境内的数据	FDE 交付方案中数据不能涉及境外传输

条款	内容	对 FDE 的影响
第 37 条	关键信息基础设施运营者在境内运营中收集和产生的个人信息和重要数据应当在境内存储	FDE 技术栈必须国产化
第 38 条	因业务需要确需向境外提供的，应当通过安全评估	FDE 方案需要通过安全评估

《中华人民共和国网络安全法》（2017 年 6 月 1 日起实施）关键条款：

2023—2025 年，多地政府出台细则，要求关键制造业数据**不得出境、不得上境外云**。

这直接推动了 FDE 方案的国产化重构——OpenClaw＋RAG＋Agent 黄金三角，从设计之初就支持私有化部署、国产芯片适配、国产大模型接入。

叠加二：“人工智能＋”行动＋制造业数字化转型→FDE 成为政策落地的抓手

“人工智能＋”行动（2024 年政府工作报告）：

2024 年政府工作报告首次提出“人工智能＋”行动，明确要求“开展'人工智能＋'行动，打造具有国际竞争力的数字产业集群”。

这一政策的核心方向：

- 推动 AI 在制造业、农业、服务业等重点行业的深度应用
- 支持中小企业数字化转型
- 培育 AI 产业生态

工信部制造业数字化转型行动计划（2025 年）要点：

方向	具体措施
中小企业数字化赋能	面向中小企业推广低成本、快部署的数字化解决方案
智能制造工程	建成更多国家级示范工厂和省级数字化车间
工业互联网	深化“5G＋工业互联网”融合应用
数据要素化	推动工业数据流通交易，释放数据价值

各地一人公司（OPC）/FDE 相关政策：

城市/地区	政策措施	对 FDE 的影响
上海	FDE“‘百千万工程”：链接百家企业、打造千个智能体、带动万名开发者转型；首期 FDE 专题培训班开班	直接推动 FDE 人才培养和产业应用
杭州上城区	浙江首个区级 OPC 专项政策，亿元专项基金＋2 万平方米创业社区＋极速审批	OPC 模式为 FDE 提供商业化路径
杭州	设立 10 亿基金，目标是投出 10 亿美元的一人公司	资本支持 FDE 创业者
北京中关村	AI 北纬社区，提供办公空间与合作资源	FDE 人才聚集地
苏州姑苏区	OPC 社区发展数字文化产业	FDE 在文创领域的应用
山西大同	OPC 未来空间，创孵空间与算力支持	中西部地区 FDE 推广
云南	首个 OPC 社区	西南地区 FDE 推广

2026 年，地方政策进一步深化，“AI＋制造”从方向引导进入指标化推进阶段。以制造业大省江苏为例：2026 年 1 月，江苏省政府印发《江苏省“人工智能

＋”行动方案》，部署七大行动 26 条，提出 2030 年全省人工智能产业规模超万亿元的目标（来源：江苏省政府，2026 年 1 月）；2026 年 6 月，《江苏省“人工智能＋制造”实施方案》出台，明确到 2027 年实现规上工业企业 AI 应用诊断全覆盖、推出 100 个左右高水平工业智能体（来源：江苏省，2026 年 6 月）。“诊断全覆盖”意味着每一家规上工业企业都将获得一次系统性的 AI 落地评估——这正是 FDE 式“诊断—落地—迭代”服务规模化入场的政策通道。

政策方向很明确：**用 AI 赋能制造业，特别是中小企业**。

但政策落地需要“抓手”。FDE 恰恰提供了这个抓手——可标准化的职业能力、可度量的交付流程、可规模化的复制模式。

叠加三：产教融合政策＋新职业目录→FDE 人才供给的制度保障

2025 年，FDE 被多个地方政府列为“急需紧缺职业”。2026 年，人才培养的政策供给明显加速：4 月，人社部能建中心与华为联合启动“AI-FDE 先锋人才计划”，首期高管特训示范班在北京开班，学员覆盖制造、能源、电子信息、新能源等领域的民营 500 强及专精特新企业高管（来源：人社部教育培训网，2026 年 4 月）；上海 FDE“‘百千万工程’持续推进，2026 年度培训已面向全社会工程师开放招募（来源：上海市经信委，2026 年）；4—5 月，大湾区产教联盟正式发布 FDE 先锋人才项目及《FDE 先锋人才培养与企业数智化升级服务行动计划（2026—2028）》（来源：大湾区产教联盟，2026 年 5 月）。

从“民间概念”到“政策认可”，FDE 只用了不到两年。

时间	政策节点	意义
2025 年 Q3	FDE 被多地列为“急需紧缺职业”	政府正式认可
2025 年 Q4	上海首期 FDE 专题培训班开班	人才培养启动
2026 年 1 月	《江苏省“人工智能＋”行动方案》印发（七大行动 26 条，2030 年 AI 产业规模超万亿元目标）	省级“人工智能＋”行动方案落地
2026 年 4 月	人社部能建中心与华为联合启动“AI-	国家级人才计划启动

时间	政策节点	意义
	FDE 先锋人才计划”	
2026 年 4 月	大湾区产教联盟 FDE 先锋人才项目正式发布	产教融合模式确立
2026 年 Q2	FDE 三级能力体系上线	标准化能力路径建立
2026 年 Q2	上海“ “百千万工程”启动	规模化推广
2026 年 6 月	《江苏省“人工智能＋制造”实施方案》印发（2027 年规上工业企业 AI 应用诊断全覆盖、100 个左右高水平工业智能体）	“AI＋制造”进入指标化推进阶段

2.5 中国 FDE vs 美国 FDE：不是复制，是重构

2.5.1 核心维度对比

对比维度	美国 Palantir 模式	中国本土化 FDE
核心目标	服务政府/国防/金融等高端客户	服务千行百业，特别是制造业中小企业
技术底座	Palantir 专有平台（Gotham/Foundry/AIP）	OpenClaw＋RAG＋Agent 开源/国产化技术栈
交付周期	数月到数年（复杂项目）	2—4 周（标准化项目）
人才门槛	顶尖工程师（硅谷级）	分层培养（L1 零基础→L3 全栈）
数据安全	受美国出口管制	国产化、私有化、数据不出境
商业模式	高客单价、长期服务	低客单价、标准化、快速复制
规模化路径	增人（FDE 人数）	增 Skill（可复用智能积木）

2.5.2 商业模式深度对比

商业维度	美国 Palantir	中国 FDE
典型客单价	数百万至数千万美元/年	10 万—100 万元人民币/项目
合同周期	3—5 年长期合同	2—4 周标准化交付＋持续迭代
团队规模	单客户 2—5 名 FDE 长期驻场	单客户 1 名 FDE＋AI Agent 辅助
收入模式	平台订阅＋FDE 服务费	项目交付费＋迭代服务费＋能力培训费
客户类型	政府部门、世界 500 强	制造业中小企业、地方政府
利润率	高（平台杠杆）	中高（标准化交付＋智能积木复用）

2.5.3 技术栈对比

技术层	美国 Palantir	中国 FDE
执行层	Apollo（专有）	OpenClaw（开源，GitHub Stars 持续增长）
知识层	Foundry Ontology（专有，Object＋Link＋Action＋Function 四层建模）	以 RAG 为主（开源，检索增强生成，企业私有知识库）
决策层	AIP（专有，接入 GPT-4 等）	Agent（开源/国产，多智能体编排）
模型层	GPT-4 等境外大模型	国产大模型（通义千问、文心一言、DeepSeek 等）
部署方式	云端/混合云	私有化部署为主

需要特别指出的是“知识层”一行的差异。美国 Palantir 采用 Foundry Ontology（专有，以对象 Object＋关系 Link＋行动 Action＋函数 Function 四层建模，构成企业的数字孪生语义层）；中国 FDE 当前以 RAG（开源，检索增强生成）为主——RAG 通过检索企业私有知识库增强大模型回答的准确性，但它解决

的是“给大模型提供文本上下文”的问题，并不完全具备 Ontology 的业务语义建模能力（类型化的业务对象、关系、权限与行动约束）。这是中国 FDE 方案在知识层面需要重点突破的方向（中国式本体论探索详见 1.2.3 节）。

2.5.4 人才画像对比

人才维度	美国 Palantir FDE	中国 FDE
学历背景	顶尖大学 CS/数学/物理硕博	分层：L1 无门槛，L2/L3 有技术基础
典型来源	硅谷工程师、名校博士	高校毕业生、制造业 CIO 转型、AI 创业者
培养方式	Palantir 内部培训（非公开）	FDE 三级能力体系（规范化、公开化）
薪资水平	年薪 20 万—50 万美元＋	L1:10 万—20 万人民币；L2:30 万—50 万；L3:50 万—100 万＋
职业路径	Palantir 内部晋升	OPC 城市服务商/独立创业/企业内 FDE 团队

核心差异：美国 FDE 是“高端定制”，中国 FDE 是“普惠标准”。

2.6 中国 FDE 的“普惠”特征：为什么必须走低门槛路线

2.6.1 中国制造业企业结构决定了 FDE 必须“普惠”

中国制造业的企业结构呈典型的“金字塔”型：

企业层级	数量级	年 IT 预算	可接受的 FDE 服务模式
大型企业（世界 500 强级）	约 500 家	千万—亿级	可以接受 Palantir 式高客单价定制
中型企业（规模以上）	约 48 万家	百万级	需要标准化 FDE 交付
小微企业	超过 5100 万家	十万级或更低	需要极低门槛的普

企业层级	数量级	年 IT 预算	可接受的 FDE 服务模式
			惠 FDE

90%＋的制造业企业是中小企业，它们的 IT 预算根本无法支撑 Palantir 式的高客单价定制服务。如果 FDE 只走高端路线，中国 FDE 的市场规模将被限制在头部 500 家企业——这不到中国制造业的 0.01%。

中国 FDE 必须走“低门槛、标准化、可复制”路线，这不是“降级”，而是面对中国市场现实的必然选择。

2.6.2 “普惠”不等于“低质”

普惠措施	如何保障质量
L1 零基础可入门	L1 只能做岗位级应用，复杂场景需 L2/L3
标准化交付模板	模板由高级别 FDE 开发，L1/L2 按模板执行
可复用智能积木	积木在真实场景验证过，降低对 FDE 个人能力的依赖
2—4 周快速交付	快速交付≠草率交付，核心是“标准流程＋智能积木”的效率提升
10 万级启动成本	成本降低来自标准化复用，不是削减服务内容

核心逻辑：中国 FDE 的“普惠”，是通过标准化＋可复用＋分层培养实现的，不是通过降质实现的。这就像麦当劳的“标准化”不是“低质”——恰恰相反，标准化让更多人能以更低价格吃到质量稳定的食品。

2.6.3 FDE 模式与一人公司（OPC）模式的协同：普惠的创业路径

FDE 模式的普惠特征，还体现在它降低了 OPC 创业者的技术门槛。

一人公司（OPC）是纯市场化的存在——没有固定组织的成本结构，以项目为单元运作，灵活度极高。但 OPC 创业者面临的最大挑战之一是技术交付能力——一个人如何完成原本需要一支团队才能完成的 AI 项目？

FDE 模式正好解决了这个问题。FDE 的训练体系为 OPC 创业者提供了一整套标准化、可复用的 AI 交付方法论：

- **标准化工具链**：OpenClaw＋RAG＋Agent 黄金三角，让 OPC 创业者不需要从零搭建技术栈
- **可复用的智能积木**：127 个已验证的智能模块，覆盖制造业常见场景的 80%需求
- **分层能力分级体系**：L1/L2/L3 分级培养，让 OPC 创业者可以先入场、再升级

一个典型的 OPC 创业者的成长路径：参加 FDE L1/L2 能力训练→获得标准化 AI 交付能力→注册 OPC→以单人作战单元（OPT）模式接单→逐步积累案例和客户→升级至 L3 能力→成为 OPC 城市服务商。

FDE 模式＋一人公司（OPC）的组合，正在创造一种全新的制造业 AI 服务供给模式——大公司做平台和基础设施，OPC 做场景化和个性化交付。两者不是零和竞争，而是生态协同。

2.7 长三角和珠三角：FDE 本土化的首选战场

2.7.1 为什么是这两个区域？

维度	长三角	珠三角	合计占全国比例
制造业规模	工业增加值超 10 万亿元	工业增加值超 7 万亿	约 40%
规上企业数量	超过 15 万家	超过 10 万家	约 45%
专精特新企业	超过 2 万家	超过 1.5 万家	约 50%
工业互联网平台	超过 100 家	超过 80 家	约 55%
5G 基站	超过 80 万个	超过 60 万个	约 35%
AI 企业数量	超过 2000 家	超过 1500 家	约 45%
OPC 政策	上海、杭州、苏州	深圳、广州	领先全国

2.7.2 长三角的特殊优势

长三角是中国制造业“最完整、最先进”的区域：

- **产业链完整度全国第一**：从集成电路到新能源汽车，从生物医药到高端装备，长三角拥有最完整的产业链上下游
- **数字化基础全国领先**：工业互联网平台数量、5G 基站密度、智能工厂数量均居全国前列
- **政策支持力度最大**：上海 FDE“‘百千万工程”、杭州 OPC 专项政策（亿元基金＋10 亿元基金）、苏州姑苏区 OPC 社区
- **人才密度最高**：上海交大 AI 实验室、浙江大学、复旦大学等高校资源密集

2.7.3 珠三角的特殊优势

珠三角是中国制造业“最灵活、最市场化”的区域：

- **中小企业密度全国最高**：东莞、佛山、中山等地，“一镇一产业”的产业集群模式，为 FDE 提供了海量的标准化场景
- **市场化程度最高**：企业对新技术接受度高，决策链条短，“效果说话”的文化适合 FDE 的“成果交付”模式
- **大湾区产教联盟**：已推出 FDE 先锋人才项目，产教融合路径清晰

结论：长三角和珠三角贡献了全国 45%的新增企业，拥有最完整的产业链、最密集的中小企业、最先进的数字化基础、最强的政策支持——**这两个区域是 FDE 本土化的首选战场，也是 FDE 规模化复制的起点**。与此同时，以南京为代表的长三角科教与产业重镇，正在依托行业协会与智库力量，形成 FDE 人才培养与认证的第三极（详见 5.5 节）。

2.8 本章小结

- 中国 FDE 生态已经形成“政府政策层—高校科研—FDE 服务商—制造业企业—技术底座”五大参与者齐备的格局，行业组织与智库（如南京市

企业数字化转型研究会、大任智库、场景学社）承担着人才认证、方法论研究与共识凝聚的连接职能

- 中国拥有全球最完整的制造业场景（41 个工业大类全覆盖、5200 万＋中小企业、340 余家工业互联网平台、1 亿多台连接设备），是 FDE 最好的“训练场”和“试验场”
- 制造业 AI 落地的三大死穴（贵、慢、不安全），每个死穴都有多个真实失败案例佐证，传统模式难解，FDE 有解
- 政策窗口（数据安全法、“人工智能＋”行动、产教融合）为 FDE 本土化提供了历史性机遇；2026 年以来，人社部能建中心与华为联合启动“AI-FDE 先锋人才计划”，江苏省“人工智能＋”行动方案与“人工智能＋制造”实施方案相继落地，政策供给从方向引导进入指标化推进阶段
- 中国 FDE 不是美国 Palantir 模式的复制，而是面向中小企业、国产化、标准化、低门槛的“普惠”重构；知识层（Ontology vs RAG）是当前技术栈上最需要补齐的差距
- “普惠”不等于“低质”——通过标准化＋可复用＋分层培养实现质量保障
- 长三角和珠三角是 FDE 本土化的首选战场，以南京为代表的科教与产业重镇正在形成 FDE 人才培养与认证的第三极

第 3 章 FDE＋FDR——从“一次性部署”到“动态进化”

3.1 工业 AI 的“一锤子买卖”困局

传统工业 AI 项目，普遍存在“一锤子买卖”问题：

供应商交付模型→在企业现场部署→初期效果尚可→生产条件变化（原料批次、设备参数、工艺调整）→模型精度下降→供应商说“需要重新训练，另外收费”→企业决定“不用了”。

这个困局的本质是：**传统 AI 交付把“部署”当作终点，没有脱离软件项目逻辑，而工业现场把“部署”当作起点**。

生产线不会停止变化。原料批次每一批都不一样，设备运行参数每天都在漂移，工艺在不断优化调整——一个静态的 AI 模型，注定会在动态的生产环境中逐渐失效。

上海交大 AI 研究团队把 FDR 的核心机制概括为：

“一次性部署”已死，“动态进化”才是工业 AI 的常态。

模型失效的根因：数据漂移（Data Drift）详解

工业 AI 模型退化的技术本质，是**数据漂移**——模型训练时的数据分布，与模型运行时真实环境的数据分布发生了偏移。具体有四种类型：

漂移类型	含义	制造业典型场景
协变量漂移（Covariate Drift）	输入数据的分布变了	新供应商的原料成分不同，模型没见过
先验概率漂移（Prior Probability Drift）	输出结果的分布变了	产品良品率实际下降了，但模型仍按旧概率判断
概念漂移（Concept Drift）	输入→输出的关系变了	同一温度值，夏天和冬天的设备响应不同
时间漂移（Temporal Drift）	数据随时间有周期性变化	昼夜温差、季节性原料差异

更麻烦的是，这四种漂移往往**同时发生**。一个发酵罐的模型，可能同时遇到新菌株（概念漂移）＋新供应商原料（协变量漂移）＋夏天高温（时间漂移）。

传统 AI 交付模式，对漂移的应对方式是：**重新采集数据→重新训练→重新部署**（周期 3 个月起）。而生产线等不了 3 个月。

三个模型失效的真实场景

场景 A：某汽车零部件厂的视觉检测模型失效

- **背景**：某汽车零部件厂部署 AI 视觉检测，初期缺陷识别率 95%。
- **失效过程**：6 个月后，识别率降至 78%。原因：新批次原材料表面反光特性不同（协变量漂移），且夏季车间光照条件变化（时间漂移）。供应商报价“重新训练，30 万元，2 个月交付”。
- **结果**：企业停用 AI 系统，回到人工目视检测。
- **FDE 解法预判**：如果在部署时同步建立 FDR 监控机制，识别率降至 90%时即触发告警，FDR 在 1—2 周内完成模型微调，成本不超过 5 万元。

场景 B：某化工企业的反应釜温控模型失效

- **背景**：AI 模型实时调控反应釜温度，初期节能 15%。
- **失效过程**：反应釜内壁结垢逐渐增厚，热交换效率下降，但模型不知道这个“隐性变化”。温控指令越来越偏离实际需求，能耗反而上升 8%。
- **结果**：企业认为是“AI 不靠谱”，项目被叫停。
- **FDE 解法预判**：FDE 在部署时会嵌入物理规律（热交换方程），当模型输出与物理规律冲突时自动告警，FDR 介入修正——而不是等能耗上升 8%后才被发现。

场景 C：某电子制造厂的 SMT 贴片机优化模型失效

- **背景**：AI 优化贴片机喂料顺序，初期换线时间缩短 20%。
- **失效过程**：新产品引入，元件尺寸分布与训练数据差异巨大。模型给出的喂料顺序反而增加了换线时间。
- **结果**：产线主管要求“关掉 AI”，回归人工经验排序。

• **FDE 解法预判**：FDE 采用“小样本迭代”——新品类上线前，FDR 基于 50—100 组新数据快速微调模型，2 天内完成适配，不影响生产。

三个场景的共同点是：**模型没有死在“部署”那一天，而是死在部署之后无人照看的 180 天里**。

3.2 FDR：FDE 的“下半场”

为了解决“部署后失效”问题，李金金团队（上海交通大学人工智能与微结构实验室）在国内率先系统性提出了 **FDR（Frontier Deployment Researcher，前沿部署研究员）**概念。

如果说 FDE 是“把技术送进企业”的先行者，FDR 就是“让技术留在企业、持续好用”的守护者。

表：FDE 与 FDR 的 15 维分工矩阵

维度	FDE（前沿部署工程师）	FDR（前沿部署研究员）
工作地点	客户现场（工厂车间、办公室）	实验室/远程（可部分现场）
工作阶段	需求理解→方案设计→现场部署→上线验证	上线后监控→偏差分析→算法优化→版本迭代
核心产出	可运行的系统、客户培训文档、反馈报告	算法补丁、模型新版本、智能积木模块
时间周期	2—4 周（标准项目）	持续（项目上线后全程）
技能要求	跨界翻译、现场沟通、快速原型、工具使用	算法深度、代码能力、产业场景理解
考核指标	部署成功率、客户满意度、交付周期	模型精度维持、迭代响应速度、复用模块数
工具使用	OpenClaw、RAG 知识库、Agent 编排工具	模型训练框架、代码版本管理、数据标注工具
与客户关系	直接沟通，信任建立者	间接（通过 FDE），技术守护

维度	FDE（前沿部署工程师）	FDR（前沿部署研究员）
		者
知识管理方式	需求文档、场景笔记、客户业务理解	算法代码、模型参数、智能积木库
面对的问题类型	需求不清、数据缺失、系统对接	模型漂移、精度下降、新场景适配
决策权限	可决定方案选型、工具选择	可决定算法调整方向、参数修改
团队协作	与客户 IT/工艺/管理层多方协作	与 FDE 反馈协同、与算法团队内部协作
压力来源	交付 deadline、客户期望管理	模型失效的根因定位、算法优化的技术难度
成长路径	FDE→高级 FDE→FDE 项目经理	FDR→首席算法专家→FDE＋FDR 协同负责人
在“时间链”中的位置	时间链的起点（数据接入）	时间链的持续（数据流动中的模型维护）

FDE 和 FDR：不是两个人，是一套协同机制

在 FDE＋FDR 协同体系中，FDE 在现场收集的模型问题，通过“技术反馈平台”实时同步给 FDR；FDR 完成优化后，FDE 在企业侧进行小范围验证，确认无问题后正式上线。一次典型的协同闭环如下：

环节	位置	动作
①现场发现	客户现场（FDE）	FDE 发现：新菌株接种后，溶氧值调控出现偏差
②实时上传	技术反馈平台	问题描述与场景数据实时同步至平台
③接单诊断	实验室（FDR）	分析新菌株代谢数据，定位偏差根因

环节	位置	动作
④代码修改	实验室（FDR）	修改代谢速率算法模块，调整碳氮比权重
⑤封装下发	实验室（FDR）	输出新版本模型＋修改说明文档，版本下发
⑥现场验证	客户现场（FDE）	小范围试运行，监控关键指标
⑦正式上线	客户现场	指标正常后全量部署，FDR 转入监控状态

这种“现场反馈—实验室优化—现场验证”的闭环，让模型迭代周期从传统的 3 个月缩短至 1—2 周。

3.3 技术反馈平台：FDE＋FDR 协同的数字中枢

“技术反馈平台”是 FDE＋FDR 协同体系的核心数字基础设施，也是这套体系能够高效运转的关键所在。

平台功能模块	具体内容
问题上报	FDE 在现场发现模型异常，通过移动端拍照/录音/数据截图，一键上报
数据同步	生产场景数据（原料成分表、设备运行日志、环境参数）自动脱敏后同步至平台
任务分配	平台根据问题类型，自动分配给对应方向的 FDR（如“代谢算法类”分配给生物方向 FDR）
算法管理	FDR 的代码修改记录、版本差异、测试报告全程留痕
验证管理	FDE 的现场验证计划、验证数据、验证结论结构化记录
知识沉淀	每次迭代的“问题—根因—解法”沉淀为案例，汇入“工业 FDE 知识图谱”

平台的核心设计理念是：**让 FDE 和 FDR 的协作，不依赖“人传人”，而是依赖“数据传数据”**。

3.4 FDR 的“返修”实践：典型案例深度解析

案例一：川宁生物——新菌株导致的模型偏差

FDE 部署：FDE 团队在川宁生物（301301.SZ）发酵罐旁驻场 9 个月，开发出 ManuDrive 系统，从发酵第 20 小时开始生成未来 130 小时的动态调控方案。

问题出现：企业引入新菌株后，原模型的“溶氧值—补料速率”预测偏离实际发酵曲线，调控精度从 97%降至 82%。

FDR 响应过程：

1. **数据采集**：FDR 提取新菌株前 3 个批次共 120 组发酵数据；
2. **算法诊断**：发现新菌株代谢速率比旧菌株快 15%，导致时间维度参数失效；
3. **模型修正**：调整“微生物代谢时间常数”“补料—溶氧耦合系数”两个核心参数；
4. **小样本迁移学习**：用前 3 个批次数据微调模型，冻结 80%网络层，仅训练顶层 20%；
5. **现场验证**：将修正模型部署至 ManuDrive 系统，使用第 4 批次数据验证。

结果：48 小时内完成模型适配，调控精度恢复至 97%。

项目整体成效（口径说明）：川宁生物项目产能提升约 5%，对应年增收超 10 亿元（根据项目团队公开披露口径，为产能提升带来的增量收入）；上市公司 2025 年年报披露，AI 虚拟工程师调控的发酵罐平均产量超对照组 3%—5%（来源：财联社走访 AIMS Lab，2026 年 4 月）；另据《解放日报》报道，500 吨发酵罐接入 ManuDrive 后产量提升约 5%、生产波动降低 50%、单条百吨级产线年增效至少 3000 万元，双方已进入收益分成阶段（来源：解放日报，2026 年 5 月）。

案例二：华东某智能工厂设计——新设备导致的能耗计算偏差

背景深度：华东某智能工厂建筑设计项目，涉及 BIM（建筑信息模型）和 AI 能耗优化算法的结合。原 AI 模型基于传统电网能耗曲线进行优化，已验证有效。

问题出现：工厂新增光伏储能设备后，能源结构从“单一电网输入”变为“电网＋光伏＋储能”的多元结构。原模型的能耗计算模块无法识别新设备的能耗曲线，导致优化方案出现偏差（如安排了高能耗生产在光伏发电低谷期）。

FDR 响应（详细过程）：

1. **接单**：FDE 上报问题，附上新增光伏储能设备的技术参数和运行数据；

2. **算法修改**：添加“储能设备能耗因子”算法模块，重构 BIM 模型的数据交互代码；

3. **模型扩展**：将原来的“单能源优化”升级为“多能源协同优化”，综合考虑光伏发电预测曲线、储能充放电策略、电网峰谷电价；

4. **仿真验证**：在 BIM 仿真环境中验证新模型，对比新旧方案；

5. **现场验证**：FDE 在设计中实际应用新版本，对比优化效果。

总耗时：72 小时。

量化效果：

- 新方案均能精准计算光伏与传统能源的协同能耗；
- 能耗降低 30%（在原优化基础上进一步提升）；
- 设计周期从 180 天压缩至几小时；
- 自动规避 237 处管线冲突。

案例三：华东某化工园区工业废水处理——药剂投加优化

背景：华东某化工园区废水处理站，需要实时调控药剂投加量（PAC、PAM 等），传统方式靠人工检测水质后手动调整，滞后严重，药剂浪费大。

FDE 部署：基于生物发酵领域验证的“小样本迁移学习”模块，FDR 将其调整为适用于废水处理的版本，FDE 在现场 2 周完成部署。

效果：药剂投加精度提升，浪费减少 20%，水质达标率从 92%提升至 98%。

FDR 的价值体现：如果没有“智能积木”跨域复用机制，这个场景需要从零开始训练模型，周期 3 个月起。通过跨域迁移，2 周完成。

案例四：华东某县纺织厂——设备更新后的模型适配

背景：华东某县中型纺织厂更新了一批织机，能耗曲线与旧设备不同，原 AI 能耗优化模型出现偏差。

传统解法：重新采集数据→重新训练→重新部署（预估周期 2 个月，成本 15 万元）。

FDR 的“小样本迭代”解法：

1. 采集新设备运行数据 60 组（远小于传统训练所需的“大数据”要求）；

2. 基于“动态数据清洗算法”自动识别并剔除异常值；

3. 修改模型中的“设备能耗因子”参数（仅 300 行代码修改，修改量减少 70%）；

4. 现场验证通过后上线。

总耗时：5 天。成本：不超过 3 万元。

量化效果：模型重新适配，每月节省电费 8 万元，3 个月收回改造成本。

案例五：华南某电子制造企业——SMT 贴片机换线优化

背景：华南某电子制造企业的 SMT 贴片机，需要针对不同产品调整喂料器排列顺序，传统方式换线时间 45 分钟。

FDE 部署：AI 模型基于历史换线数据训练，初期换线时间缩短至 36 分钟（优化 20%）。

问题：新产品引入，元件尺寸分布差异大，模型给出的喂料顺序反而增加了换线时间（升至 50 分钟）。

FDR 响应：

1. 分析新产品元件数据，发现“元件尺寸→喂料器位置”的映射关系与历史数据分布差异大（概念漂移）；

2. 基于“小样本迁移学习”模块，使用 80 组新产品数据微调模型；

3. 增加“换线时间预测”模块，在给出喂料顺序的同时预测换线时间，供产线主管决策。

结果：换线时间稳定在 32 分钟（优化 29%），新产品场景同样适用。

【关于 FDR 迭代周期的说明】 上述案例为了便于理解，呈现了线性的“接单→诊断→修正→验证”流程。实际项目中，每个环节都可能反复迭代——算法修正后现场验证发现问题→返修→再验证，平均每个“返修”需要 2—3 轮对焦。FDR 的价值恰恰在于承受并管理这种“折返”成本，而非消除它。

3.5 “智能积木”体系：一次优化，多域复用

FDR 工作的核心价值之一，是把“返修经验”转化为可复用的技术资产。

FDE 团队把在不同领域验证的核心技术，拆解为 **127 个“智能积木”**（可复用的算法模块）。

智能积木的分类体系

类别	积木数量	典型模块举例
生物制造类	约 35 个	小样本迁移学习、代谢速率算法、溶氧值调控、碳氮比优化、发酵批次对比
建筑材料类	约 28 个	管线冲突自动规避、能耗曲线计算、光伏储能协同、BIM 数据交互、厂房布局生成
通用数据类	约 32 个	动态数据清洗、异常值自动识别、小样本迭代、数据漂移检测、时间序列预测
设备优化类	约 20 个	设备能耗因子、换线时间优化、设备磨损补偿、维护周期预测
质量控制类	约 12 个	缺陷检测算法、质量追溯编码、参数—质量关联分析

跨域复用的技术原理

“智能积木”之所以能跨域复用，核心在于**模块化解耦＋参数化适配**。以“小样本迁移学习”模块为例：

步骤	内容
源领域验证	在生物发酵领域验证（输入：微生物代谢数据，输出：调控参数

步骤	内容
	优化）
解耦	将“领域知识”和“学习方法”分离
参数化	学习方法封装为通用模块，领域知识作为参数输入
跨域复用	在废水处理领域复用（输入：药剂反应数据，输出：投加量优化）
参数调整	只需调整 3 个参数（反应类型、检测指标、控制目标）
快速适配	不需要重新训练，2 周内完成适配

跨域调用参数调整方法：

1. **输入数据格式对齐**：不同领域的数据格式不同，需要先做标准化映射（如“发酵罐温度”映射为“反应容器温度”）；

2. **核心参数识别**：每个积木模块有 3—5 个“核心参数”，跨域复用时只需调整这些参数；

3. **验证数据要求**：跨域复用后，只需要 50—100 组新场景数据验证效果，不需要重新训练。

量化效果：这种“一次优化、多域复用”的模式，让团队的技术迭代效率提升 60%。

从复用到“蒸馏”：FDE 商业模式的分水岭

“智能积木”的深层意义，在 2026 年全球 FDE 产业讨论中得到了呼应。腾讯研究院“AI 透镜”圆桌（2026 年 7 月）上，一个判断被反复引用：**FDE 做完一个项目，如果下一个项目又要从零开始，那还不如外包——“蒸馏”（Distillation）可复用，是 FDE 从人力服务升级为商业模式的分水岭**。

Ventus AI 联合创始人、CTO 陆骁鹏在同场圆桌中说得更直白：“散落在每个人脑子里的经验不叫沉淀，汇聚成具象化的知识库或 Skill 才叫沉淀。”（来源：腾讯研究院圆桌，2026 年 7 月）换句话说，FDE 交付一百个项目，如果经验只长在工程师的脑子里，那就是一百次人力外包；只有当经验被“蒸馏”为可检索、可调

用、可装配的模块，它才开始成为资产。**“智能积木”正是“蒸馏”在中国制造业场景中的具象化成果**——每一次返修中凝结的算法与参数被封装为标准模块，下一个项目不再从零开始。

同类实践也在海外发生。Cresta 的 FDE 负责人钟钱杰介绍，其团队把蒸馏成果集（Markdown 文档、CLI 命令、脚本）封装成 agentic 工具——“原先经验都留在脑子里……现在可以写成 skill，做两三个类似项目后就能复用，新 FDE 装上 skill 即可上岗”（来源：《硅谷 101》，2026 年 6 月）。

但跨客户复用有一条不可逾越的红线：**脱敏**。智能积木复用的是“方法”，不是“数据”——A 客户的工艺参数、配方、订单数据必须留在 A 客户的防火墙内，任何情况下都不得随积木流向 B 客户。这不仅是商业道德问题，更是 FDE 模式能否被制造业长期信任的生死线（IP 主权风险详见第 6 章障碍六）。

3.6 小样本迭代算法：为什么 50—100 组数据就能优化模型？

传统 AI 训练，需要“大数据”（通常万组数据起步）。但制造业现场，新场景的历史数据往往很少。

FDR 开发的“小样本迭代算法”，正是为了解决这个问题。

技术原理

“小样本迭代”本质上是**迁移学习（Transfer Learning）＋主动学习（Active Learning）**的结合：

技术组件	作用	在 FDE 场景中的体现
迁移学习	把源领域（如生物发酵）已学到的“通用规律”，迁移到目标领域（如废水处理）	“智能积木”跨域复用，避免从零开始
主动学习	只标注“最有价值”的数据样本，减少标注成本	FDR 识别出“最关键的 50—100 组数据”，优先用于模型微调
参数高效微调	只微调模型的一小部分参数，不动整个模型	代码修改量减少 70%，迭代速度快

技术组件	作用	在 FDE 场景中的体现
（PEFT）		
物理规律嵌入	把物理/生化规律写入模型结构，减少对数据的依赖	模型“知道”基本的科学规律，不需要从数据里重新“学”

为什么代码修改量能减少 70%？

步骤	传统重新训练方式	FDE＋FDR 小样本迭代
①数据采集	采集新场景数据 1000 组＋，耗时 1—2 个月	采集关键数据 50—100 组，耗时 3—5 天
②基础构建	数据清洗、标注，耗时 2 周	调用“智能积木”（已有 80%功能）
③模型调整	重新训练模型，耗时 1 周	调整核心参数（3—5 个），耗时 1 天
④优化调试	调参优化，耗时 2 周	只修改差异化代码（约 300 行），耗时 2—3 天
⑤部署验证	部署验证，耗时 1 周	现场验证，耗时 1—2 天
合计	总耗时 3 个月＋，代码近乎重写	总耗时 1—2 周，代码修改约 300 行（减少 70%）

小样本迭代算法的意义，不止于技术本身。它把工业 AI 的迭代门槛从“万组数据＋三个月”降到“几十组数据＋一两周”，让数据基础薄弱的中小制造企业也能用得起、用得久——这正是第 2 章所说的“普惠”特征在算法层的落地：不是中小企业配不上 AI，而是过去的 AI 配不上中小企业的数据条件。

3.7 FDE＋FDR 协同体系：中国的体系化创新

这套 FDE＋FDR 协同体系，是全球范围内率先系统提出的“部署—迭代”双轮驱动模式之一。它的价值不在于某一个单点技术的发明，而在于把“驻场交付”与

“持续迭代”组织化、平台化为一套可复制的协同机制。其差异化创新，需要放在与 Palantir 体系及主流技术范式的对比中来认识（详见 3.8 节）。

体系架构详述

体系要素	详细内容	技术/管理工具
反馈机制	现场 FDE 通过“技术反馈平台”实时同步模型问题＋生产场景数据；平台支持移动端上报、自动数据脱敏、问题分类标签	技术反馈平台（自研）
优化机制	FDR 在实验室完成代码/算法修改，封装为新版“智能积木”；每次优化必须输出“修改说明文档”和“影响范围评估”	Git 代码管理＋智能积木库
验证机制	FDE 在企业侧小范围验证（单台设备/单个批次），确认无问题后正式上线；验证数据必须回流至平台	验证管理模块
培训机制	FDR 定期（每月）为 FDE 开展“技术迭代培训”，讲解新算法核心逻辑；FDE 每周向 FDR 传递产业最新需求	培训课程＋需求反馈通道
知识管理	所有“返修经验”沉淀为“工业 FDE 知识图谱”；图谱支持语义检索，FDE 在现场可实时查询类似问题的历史解法	工业 FDE 知识图谱（127 个积木＋500 余个案例）

协同效率量化

指标	传统模式	FDE＋FDR 模式	提升幅度
模型迭代周期	3 个月	1—2 周	降低 85%
迭代成本	30 万—50 万元/次	3 万—5 万元/次	降低 90%
跨域复用率	0%（每次从零开始）	60%（核心模块复用）	新增 60%

指标	传统模式	FDE＋FDR 模式	提升幅度
现场停机损失	高（迭代需停产调试）	极低（在线迭代，小范围验证后上线）	降低 95%

3.8 与 Palantir FDE 体系及主流技术范式的对比

认识中国 FDE＋FDR 体系的创新成色，最好的参照系是它的“原产地”——Palantir。基于 Palantir 官方公开资料（2026 年 7 月访问），可以从六个维度做一次结构化对比；进一步地，把这套体系放进学术与工程概念的坐标系中，才能看清它“继承”了什么、又“创新”了什么。

3.8.1 与 Palantir FDE 体系的六维对比

对比维度	Palantir 体系	中国 FDE＋FDR 体系	核心差异
现场角色	FDE 驻场工程师（Delta，负责技术执行）	FDE 驻场工程师	基本相同：都以驻场作为交付前提
商务角色	独立 BD 团队＋Echo（部署策略师，负责找对问题、利益相关方管理与落地采用）	多由 FDE 自身或 OPC 服务商承担	中国 FDE 更“全能”，一人兼具售前、交付与客户经营
技术迭代角色	核心产品团队（Dev 线）按内部路线图迭代；Echo 反馈需求	FDR 客户专属迭代	FDR 是“客户专属”的迭代者，直接对单一客户的模型退化负责
平台支持	Foundry/AIP＋Ontology（专有平台）	OpenClaw＋RAG＋Agent（开源/国产化栈）	技术路线不同：专有本体论平台 vs 开源组合栈
迭代触发方式	产品团队按产品路线图迭代（节奏由平台方掌握）	FDR 按现场反馈实时迭	FDR 是事件驱动：模型漂移告警即触发

对比维度	Palantir 体系	中国 FDE＋FDR 体系	核心差异
		代	
知识沉淀	“土路→高速公路”：现场经验反哺核心产品	智能积木库跨客户复用	中国方案更强调跨客户、跨行业的横向复用

两种体系的闭环指向不同。Palantir 的闭环指向“产品”——FDE 先为客户修“土路”（快速务实的定制解法），核心产品团队再把跨客户的共性需求铺成“高速公路”（标准化产品能力），现场经验最终沉淀为 Foundry/AIP 的平台红利。中国 FDE＋FDR 的闭环指向“客户”——FDR 的每一次迭代都直接转化为这家客户可用的新版模型，同时把脱敏后的“方法”汇入智能积木库，惠及下一个客户。

两种闭环没有高下之分，但适配的市场结构不同：Palantir 服务的是客单价数百万美元、可以等待平台路线图的大客户；中国制造业的中小企业等不起，也付不起——它们要的是“我的问题这周就解决”。FDR 正是这种市场结构下的角色创新：它把原本属于平台内部的迭代能力，拆解为面向单一客户的专属服务。

还需要看到，Palantir 体系内部并没有“FDR”一词——其部署策略师 Echo 承担的是“找对问题、管理利益相关方”的职能，算法层面的迭代仍归属于产品团队按路线图执行。中国体系把“研究迭代”从平台组织中独立出来、冠以新角色，本质上是对“部署之后无人负责”这一行业通病做出的组织化回应（来源：Palantir 官方文档及公开访谈，2026 年 7 月）。

3.8.2 与学术概念的对应：继承＋场景化创新

中国 FDE＋FDR 体系中的关键概念，并非凭空命名，而是与学术和工程前沿有着清晰的对应关系：

中国方案中的概念	对应学术/工程范式	继承与创新
FDR 持续迭代	持续学习（Continual	继承“模型随数据分布变化持续更新”的思想；创新在于由“人（FDR）＋平

中国方案中的概念	对应学术/工程范式	继承与创新
	Learning）	台”组织化承载，而非依赖纯算法自动
小样本迭代	迁移学习（Transfer Learning）、参数高效微调（PEFT）	直接继承；创新在于与智能积木封装结合，工程化为“50—100 组数据、1—2 周”的标准动作
FDE 现场验证	人在回路（Human-in-the-loop）	继承；创新在于把“人”制度化为客户现场的常驻角色，而非临时评审节点
Ontology / 中国式本体论	数字孪生（Digital Twin）	同源于“组织与系统的数字化映像”；中国式本体论（大任智库“五层蛋糕”模型与“三体”架构，详见 1.2.3 节）进一步纳入价值观、规则与激励等人文要素
技术反馈平台	MLOps	继承 MLOps“监控—迭代—部署”流水线；创新在于把跨组织协同（现场 FDE—实验室 FDR）内建于流程之中

可以说，中国 FDE＋FDR 体系与学术前沿是“继承＋场景化创新”的关系：概念有根，机制为新。这恰恰是工程方法论走向成熟的标志。

3.9 与时间链理论的深度对照

FDE＋FDR 模式，与场景学社创始人王甲佳提出的**时间链理论**有深刻的暗合之处。这不是巧合——制造业的本质是物理过程在时间中的展开，任何有效的 AI 落地方法，都必须尊重这个时间属性。

时间链理论核心概念详解

时间链概念	含义	FDE＋FDR 的体现
时间链	业务过程在时间轴上的展开，数据应沿时间链流动	FDE 在现场接入时间链的起点（数据采集），FDR 保障时间链持续（模型不退化）

时间链概念	含义	FDE＋FDR 的体现
数据要跑得比机器快	数据的流动速度必须≥物理过程的速度，才能实时指导生产	FDR 的动态迭代让模型始终跟上生产现场变化，数据实时更新
时间是最核心的约束	交期、设备故障、订单变更——都是时间约束问题	48 小时完成模型适配，避免百万级停产损失——时间约束直接决定商业价值
时间节点	业务过程中的关键时间点（如“发酵第 20 小时”）	ManuDrive 系统在每个关键时间节点生成调控方案，精确到 0.01
时间围栏	在固定时间窗口内必须完成的任务集合	FDE 的 2—4 周交付周期，就是 FDR 迭代的“时间围栏”
现场是价值的原点	所有数据、决策、优化的价值，最终都要在现场兑现	FDE 驻场，FDR 的优化直接面向现场问题，不是实验室指标优化
持续进化是唯一确定性	业务环境持续变化，唯一能做的是让系统持续进化以适应	“动态进化”替代“一次性部署”，与时间链的持续流动同构

底层逻辑的统一

时间链理论的核心洞察是：**制造业的绝大多数问题，本质上都是时间协调问题**。

FDE＋FDR 模式恰好在三个层面回应了这个洞察：

1. **时间感知**：FDE 在现场实时感知时间链上的变化（而不是等月度报告才知道问题）；

2. **时间响应**：FDR 快速迭代（1—2 周），在时间链上的下一次关键节点前完成适配；

3. **时间记忆**：智能积木和知识图谱，把历史时间链上的经验沉淀下来，未来类似时间节点可直接复用。

3.10 FDE＋FDR 的成本效益分析

传统 AI 维护 vs FDE＋FDR 迭代

以一家中型制造企业（年产值 5 亿元）为例：

成本项	传统 AI 维护模式	FDE＋FDR 模式
初始部署成本	150 万元（6 个月开发）	15 万元（3 周交付，标准化）
年度维护成本	50 万元/年（供应商按次收费）	10 万元/年（FDR 持续迭代，合同包年）
模型失效损失	高（每次失效导致停产或质量损失，预估 100 万元/年）	极低（FDR 预防式迭代，失效前已修复）
跨场景复用成本	每个新场景重新立项，150 万元起	基于智能积木复用，30 万元/场景
3 年总成本	150＋50×3＋100×3＝750 万元	15＋10×3＋30×2（假设 2 个新场景）＝105 万元
ROI	—	3 年节省 645 万元，ROI 约 614%

注：传统模式“模型失效损失 100 万元/年”为基于行业访谈的估算值；表中数据为典型中型制造企业的测算示例，实际数值因企业规模与场景类型而异。

3.11 本章小结

• 传统工业 AI 的“一锤子买卖”困局，根源在于把“部署”当作终点；数据漂移（协变量漂移、先验概率漂移、概念漂移、时间漂移）是模型退化的技术根因

• FDR（前沿部署研究员）是 FDE 的“下半场”，负责部署后的持续迭代；二者通过“技术反馈平台”协同，模型迭代周期从 3 个月缩短至 1—2 周

• “智能积木”（127 个可复用算法模块）让“一次优化、多域复用”成为可能，技术迭代效率提升 60%，代码修改量减少 70%；智能积木即“蒸馏”的具象化成果——可复用性是 FDE 从人力服务升级为商业模式的分水岭，跨客户复用必须以严格脱敏为前提

• 小样本迭代算法（迁移学习＋主动学习＋PEFT＋物理规律嵌入）让 50—100 组数据即可完成模型优化

- 与 Palantir 体系的六维对比显示：中国 FDE＋FDR 体系在现场角色上一致，但在商务角色、迭代角色、平台路线、迭代触发方式与知识沉淀上走出了差异化路径——FDR 是客户专属、事件驱动的迭代者，知识沉淀更强调跨客户复用；这套体系与持续学习、迁移学习、人在回路、数字孪生、MLOps 等学术范式是“继承＋场景化创新”的关系

- FDE＋FDR 模式与时间链理论深度暗合：时间感知、时间响应、时间记忆三层回应制造业的时间协调本质

- 成本效益分析显示：3 年总成本 FDE＋FDR 模式约为传统模式的 1/7，ROI 约 614%

第 4 章 制造业落地路径——FDE 的中国场景图谱

前面三章分别回答了“FDE 是什么”“为什么是中国”“如何从一次性部署走向持续进化”。本章回答一个更具体的问题：FDE 在中国制造业的哪些场景里已经真正跑通了？

我们梳理出七个已经过验证的场景——从 500 吨发酵罐到县域纺织厂，从 SMT 产线到蛋鸡养殖场。它们共同构成了一幅 FDE 的中国场景图谱。读这张图谱时，建议你重点关注三件事：每个场景的痛点是什么、FDE 用了什么办法、账算得过来吗。

4.1 为什么制造业是 FDE 的主战场？

制造业与 FDE，是一场“双向奔赴”：

- **制造业需要 FDE**：容错率低、数据稀缺、现场复杂、工艺知识隐性——传统 AI 交付模式在这些条件下大概率失败，FDE 是目前最轻量、最易被验证的入口级解法。
- **FDE 需要制造业**：制造业场景足够复杂、足够多样，是训练 FDE 能力最好的“磨刀石”；制造业客户足够务实，交付效果可量化、可验证，最适合建立 FDE 的信任基础。

制造业 AI 落地的独特约束

约束类型	具体表现	FDE 的应对
容错率极低	消费级 AI 出错，大不了用户吐槽；制造业 AI 出错，可能是 500 吨发酵罐报废、整条产线停产	FDE 嵌入物理规律，RAG 提供可解释性，FDR 持续监控
数据极度稀缺	中小企业数据质量差、标注少、噪声大，大模型“预训练＋微调”范式在很多场景下根本无从谈起	小样本迭代算法，50—100 组数据即可完成模型优化
物理规律不可忽略	制造业 AI 必须嵌入物理规律（微生物代谢方程、设备力学参数），不能	物理可解释 AI，每步决策都有科学规律支撑

约束类型	具体表现	FDE 的应对
	“幻觉”	
现场环境复杂	老师傅的“手感”、设备的“脾气”、原料批次的差异——这些都是代码难以捕捉的隐性知识	FDE 驻场，把隐性知识翻译成算法参数
投资回报要求明确	制造业老板要的是“投入 100 万能赚回多少”，而不是“AI 很先进”	FDE 交付必须可量化 ROI，不可量化的项目不做

这五条约束，几乎每一条都指向“远程开发＋一次性交付”传统模式的死穴，也每一条都对应着 FDE 方法论里的一件“兵器”。约束越硬，FDE 的价值越清晰——这就是制造业成为 FDE 主战场的原因。

还需要说明本章七个场景的选择标准。我们没有追求“行业全覆盖”，而是坚持三条：一是**可验证**，每个场景都有可量化、可核查的效果数据（上市公司披露、媒体报道或项目复盘口径）；二是**可复制**，场景背后的方法能迁移到同行业其他企业，甚至跨行业复用；三是**有梯度**，从年营收 3000 万元的县域工厂到市值数百亿元的上市公司，不同规模的企业都能在这张图谱里找到与自己“体量相当”的参照系。带着这三条标准往下看，你会发现：FDE 不是某一个行业的特例，而是一套可以横向展开的路径。

4.2 场景一：生物发酵——AI 读懂了“葡萄糖的秘密”

背景深度

中国是全球最大的发酵产品基地（氨基酸、有机酸产量占全球 70%以上）。一个 500 吨级发酵罐，需要实时调控上百个参数，溶氧值、补料速率、温度、pH 值互相耦合，人类凭“手感”操作存在认知盲区。

这个场景最戏剧性的发现是：AI 发现葡萄糖加到一定高位后，产能不升反降——颠覆了“葡萄糖越多发酵越充分”的传统认知。该发现来自 FDE 团队在发酵罐旁驻场 9 个月的持续观察（详见第 3 章案例一）。

FDE＋FDR 方案详解

• **传统方式**：工艺工程师凭经验设定曲线，无法实时感知偏差，发现时已滞后数小时。

• **FDE 部署后**：ManuDrive 系统从发酵第 20 小时开始，生成未来 130 小时的动态调控方案，调控参数精确到 0.01。

• **FDR 持续迭代**：历经 12 次优化，调控精度从 88%提升至 97%；企业引入新菌株后模型出现偏差，FDR 用 48 小时完成适配（详见第 3 章案例一）。

量化效果

指标	优化前	优化后	口径与来源
AI 调控发酵罐平均产量	对照组基准	超对照组 3%—5%	上市公司 2025 年年报披露（来源：财联社，2026-04）
500 吨发酵罐产量	基准	提升约 5%，生产波动降低 50%	单条百吨级产线年增效至少 3000 万元，双方已进入收益分成阶段（来源：解放日报，2026-05）
产能提升对应年增收	—	超 10 亿元	产能提升 5%对应的增量收入，项目团队公开披露口径
调控精度	88%	97%	FDR 历经 12 次优化，提升 9 个百分点
传统工艺提升 1%所需时间	4—5 年	一次 AI 落地即达成	时间缩短至约 1/20
新菌株适配的模型迭代周期	约 3 个月（传统重训	48 小时	降低约 99%

	练）		
投资回报周期	—	约 2 个月	极短

川宁生物（301301.SZ）项目，是目前中国 FDE 实践中验证最充分、数据披露最完整的标杆案例，三组口径相互印证：

这张表里最值得品味的是“收益分成”四个字：FDE 服务方的收入直接与产量提升挂钩，把“对业务结果负责”从口号变成了商业合同——这是 FDE 区别于传统外包的根本之处。另一层意义在于时间：传统工艺把产能提升 1%需要 4—5 年，AI 一次落地就达成，制造业的“时间价值”被重新定义了。

可复制性分析

- “小样本迁移学习”模块已跨域复用于工业废水处理、生物制药等场景；
- ManuDrive 已拓展至工艺图纸生成、工业设计、纺织制版、污水处理等新场景，并通过与地方国资合伙的方式落地山西、内蒙古、山东等十余省份（来源：解放日报，2026-05）。

生物发酵场景的启示是：只要一个行业存在“多参数耦合＋经验依赖＋容错率低”的工艺过程，川宁模式就有复制的可能。

4.3 场景二：智能工厂设计——设计周期从 180 天到 7 天

背景深度

智能工厂设计涉及建筑、BIM（建筑信息模型）、工艺布局、能耗、管线、消防等多专业协同。传统流程为串行作业：建筑师→工艺→BIM→能耗→管线→协同审核，平均来回 5—8 轮修改，总周期约 180 天。任何一轮修改都会引发连锁返工，设计费用动辄数百万元。

FDE 方案：AI 协同设计

优化目标	传统方式	AI 优化方式
厂房布局	建筑师凭经验，多次修改	AI 秒级生成 1000 套方案，自动规避 237 处管线冲突

优化目标	传统方式	AI 优化方式
能耗计算	能耗工程师手动计算，无法实时反馈	AI 实时计算，同步考虑光伏储能协同
工艺协同	工艺工程师事后审核，来回修改	AI 在设计阶段即嵌入工艺要求，零返工
规范合规	人工核查规范，容易遗漏	AI 自动核查（消防、环保、建筑规范），100%覆盖

这套方案的关键，是把“串行接力”变成“并行协同”——AI 同时理解建筑、工艺、能耗三套语言，设计阶段的冲突在图纸成型前就被消解。

华东某智能工厂设计项目（涉及精密制造产线、无尘车间、光伏储能）：FDE 驻场 3 天理解工艺需求→AI 生成 1000 套方案（2 小时）→人工选定方案（2 天）→AI 预演规避缺陷（1 天），总周期 7 天。

量化效果

指标	传统方式	FDE 方式	变化幅度
设计周期	约 180 天	7 天	压缩约 96%
设计费用	约 300 万元	约 50 万元	降低约 83%
厂房布局方案	凭经验、多轮修改	AI 秒级生成 1000 套方案，自动规避 237 处管线冲突	方案数量与质量双升
能耗优化	单一电网能耗曲线	电网＋光伏＋储能多能源协同，能耗再降 30%	详见第 3 章案例二

这个场景还验证了 FDR 的价值：当工厂新增光伏储能设备、能源结构从“单一电网”变为“电网＋光伏＋储能”时，原 AI 模型的能耗计算出现偏差，FDR 用 72 小时完成“多能源协同优化”升级（详见第 3 章案例二）。“一次性部署”解决不了的问题，靠持续迭代解决了。

可复制性分析

关键在于“智能积木”的跨域复用：

- 管线冲突规避模块可用于医院、数据中心等 BIM 场景；
- 能耗优化算法可用于一切多能源协同场景。

设计是制造业的“源头环节”——在图纸阶段就把 AI 嵌进去，比在产线上事后补救，杠杆率高出一个数量级。

4.4 场景三：纺织/能耗优化——小样本也能迭代

背景深度

中国纺织产业年耗电超 5000 亿千瓦时。但数量庞大的县域中小纺织厂，普遍面临三个现实：数据基础差、设备更新频繁、月电费 50 万—200 万元的成本压力。对它们来说，能耗每降低 1 个百分点，都是纯利润。

失败原因	具体表现
数据需求大	传统 AI 需要万组以上数据才能训练出可用模型，纺织厂提供不了
设备更新后模型失效	更新 20%设备，能耗曲线变化，模型精度下降，需要重新训练（又需要万组数据）
部署成本高	需要改造设备、安装传感器、搭建数据采集系统，初始投入 50 万—100 万元
ROI 不明确	节能效果难以精确量化，企业决策难

传统 AI 方案为什么失败？

四个原因归结到一点：传统方案的成本结构，与县域工厂的规模完全不匹配。

FDE 方案：小样本迭代＋轻量化部署

FDR 的小样本迭代，仅需 60 组新设备数据、约 300 行代码修改，不需要改造设备（详见第 3 章案例四）。

项目阶段	具体内容
现状调研（FDE 现场，3 天）	了解设备清单、电费账单、生产班次、更新计划

数据采集（1 周）	采集新设备运行数据 60 组（不需要停产，正常运行中采集）
模型优化（FDR 远程，3 天）	基于 60 组数据，调整“设备能耗因子”参数，修改代码约 300 行
现场验证（FDE 现场，2 天）	在 1 个车间试点 AI 优化方案，对比优化前后电费
全量上线	验证通过后，推广至全厂

华中某县纺织厂案例（月电费 50 万—200 万元）：

总耗时 15 天，总成本不超过 5 万元。

量化效果

- 月省电费 8 万元，投资回报周期不足 1 个月。

注：以上数据基于典型中型纺织厂（月电费 50 万—200 万元）测算。对于月电费 30 万元以下的小微企业，FDE 可采用“轻量版”方案：初始投入 1 万—2 万元、聚焦单一高能耗环节、投资回报周期 2—3 个月。具体方案的投入产出比，建议由 FDE 服务商现场诊断评估。

这个场景打破了“AI 需要大数据”的迷思：60 组数据＋300 行代码，就撬动了每月 8 万元的节能收益。对中小企业而言，这个账谁都算得过来。

可复制性分析

可复制至钢铁、化工、水泥、造纸等高能耗行业——凡是“电费是主要成本项＋设备会更新换代”的行业，逻辑相同。

先行者实践：虎门服装厂——20 万元投入 6 个月回本

2024 年 9 月，东莞虎门镇一家经营 15 年的小型服装厂（年营收约 3000 万元、员工不足 200 人）引入了一套基于工业大模型的轻量化 AI 智能排产系统。这家厂的处境很普通——排产靠计划员凭经验排，换线频繁，数据都记在纸上，ERP 系统上了但没人用。

FDE 团队驻场 2 周完成数据采集与模型训练，总投入 20 万元。效果是：订单交付周期缩短 35%，设备利用率提升 18%，库存周转率提升 25%，每月增收节支逾 20 万元，6 个月内收回全部投入。

这个案例的启示在于：FDE 不是大企业的专利。3000 万年营收的工厂，20 万投入、6 个月回本——这个账，大多数中小制造企业都算得过来。关键在于敢不敢迈出第一步。

4.5 场景四：柔性生产调度——设备利用率提升 25%

背景深度

多品种小批量生产，是制造业应对市场多样化的必然选择。但这对生产排程提出了极高要求：

排产约束	具体内容
设备约束	每台设备的可用时间、维护窗口、能力限制
订单约束	交期、优先级、批量大小
原料约束	原料到货时间、批次差异
人员约束	班次、技能要求
工艺约束	某些工序必须串行（如“先焊接后喷涂”），某些可以并行

传统人工排产，计划员需要综合考虑以上所有约束，排出一份“可行”的排产方案——但几乎肯定不是“最优”方案。设备利用率卡在 60%—65%，订单准时率卡在 70%上下，是大量工厂的常态。

OpenClaw 调度引擎＋Agent 智能排产

FDE 方案中，Agent 负责“智能排产”，OpenClaw 负责“执行排产方案并实时调整”：

Agent 智能排产的工作流程：

1. 输入：订单清单＋设备状态＋原料到货计划＋交期要求；

2. 任务拆解——计算每道工序的标准工时；识别瓶颈设备（约束理论 TOC 思路）；基于瓶颈设备生成初始排产方案；检查交期是否满足，不满足则调整；

3. 输出：排产方案（精确到每台设备、每个班次）。

OpenClaw 实时调整的工作流程：

1. 监控设备实际运行状态（通过 MES/设备传感器）；

2. 发现“实际进度落后于排产方案”（如某设备出现故障）；

3. 自动触发 Agent 重新排产（考虑最新状态）；

4. 生成调整后的排产方案，推送给生产主管确认。

量化效果（基于 OpenClaw 标准案例）

指标	优化前（人工排产）	优化后（Agent＋OpenClaw）	提升幅度
设备利用率	约 60%—65%	80%—85%	提升约 25%
故障导致的停机时间	基准	降低 40%	显著降低
订单交期准时率	约 70%	95%以上	提升约 25 个百分点
排产耗时	计划员手动排产，4—8 小时/次	Agent 自动排产，10 分钟以内	效率提升约 98%
排产调整响应时间	人工发现→重新排产，1—2 天	自动触发→调整后方案，1 小时以内	响应速度提升约 95%

排产场景的价值不只在效率：当“插单、急单、设备故障”这些制造业日常意外发生时，系统能在 1 小时内给出新方案——柔性，第一次从口号变成了可计算的能力。

先行者实践：识渊科技——SMT 换线从 8 小时到 55 秒

识渊科技（深圳）由商汤早期成员季聪、牛津大学博士茹彬鑫等创立，是 FDE 模式的又一典型实践者。团队近 140 人（75%为研发人员），专注于用 AI 将传统自动化设备重构为智能化设备，客户涵盖富士康、嘉立创、中国航天等头部企业。

核心场景是消费电子产线的 SMT 贴片机换线：传统日韩设备每次切换新品，需工程师调试数小时、产线停工。识渊科技用工业大模型＋AI 智能体，将换线调机时间从 8 小时压缩至最短 55 秒，新手学习半小时即可上手。

量化效果：部分客户单日换产品种从 5 款增至近 300 款，误报率降低 5—10 倍，实现极致敏捷生产（来源：解放日报、上观新闻，2026-01）。2025 年，识渊科技获“创·在上海”国际创新创业大赛冠军，同年 6 月获深创投领投 A 轮，下半年实现“自我造血”；据公开报道，其估值已达 10 亿元量级。

识渊科技的意义在于证明：FDE 能力可以“产品化”——把驻场交付中积累的经验，沉淀为可复制的智能化设备与模型能力，从“一对一服务”走向“一对多复制”。

可复制性分析

柔性生产调度，是所有“多品种小批量”制造企业的共同需求：

- 汽车零部件、电子制造、医疗器械、精密机械——都适用；
- 关键复用资产：Agent 排产算法（智能积木）＋OpenClaw 调度引擎；
- 新行业适配的主要工作，是理解该行业的“工艺约束”，通常需要 FDE 驻场 1—2 周。

4.6 场景五：质量缺陷检测——检测效率提升 5 倍

背景深度

传统质量检测的痛点：

痛点	具体表现	代价

痛点	具体表现	代价
人工检测速度慢	检测员每秒处理约 0.5 个检测点	产线速度受限于检测速度
人工检测漏检率高	疲劳、注意力分散，漏检率 5%—15%	缺陷产品流出，客户投诉
缺陷追溯难	人工记录“哪批产品有问题”，但不记录“为什么有问题”	同类缺陷反复出现，无法根治
检测标准不一致	不同检测员对“可接受缺陷”的判定不同	客户与工厂对“是否合格”有争议

FDE 方案：AI 视觉检测＋RAG 知识库

AI 视觉检测：工业相机拍摄产品图像→深度学习缺陷检测模型（训练历史缺陷数据）→输出缺陷位置＋缺陷类型＋严重等级＋置信度。

RAG 知识库：检测的同时，AI“查阅”历史缺陷图谱（所有历史缺陷的类型、原因、处理方法）→输出该缺陷的“可能原因”＋“处理建议”＋“历史相似案例”→每一条检测结论都有依据（附历史案例编号），可解释、可追溯。

持续迭代：FDR 监控新型缺陷（模型未见过）的出现频率→若超过阈值，触发模型更新→新增缺陷数据加入训练集，1—2 周完成迭代。

指标	人工检测	AI 视觉检测（FDE 交付）	提升幅度
检测速度	0.5 个检测点/秒	2.5 个检测点/秒	提升 5 倍
漏检率	5%—15%	低于 0.3%	降低 95%以上
误检率（合格品被判为缺陷）	—	低于 1%	低（不影响产线效率）
缺陷追溯	不可追溯（只记录“不合格”）	完全可追溯（附原因＋历史案例）	质的飞跃

检测报告	人工填写，易出错	自动生成，每条结论有依据	效率提升约 10 倍

量化效果

可解释性的价值

RAG 让 AI 的每一次检测结论都有“出处”。

例如：AI 判定“焊点#3821 存在缺陷（裂纹风险）”——

- 不是“AI 说的”（无法验证）；
- 而是与历史案例#20157 相似度 92%，该案例确认裂纹，建议处理方法：返修后复检（可验证、可追溯）。

这对强合规行业（汽车零部件、医疗器械、航空航天）特别重要——客户审核时，不仅要“100%检测”，还要“100%可追溯”。在质量场景里，可解释性不是加分项，是入场券。

4.7 场景六：供应链协同——库存周转率提升 30%

背景深度

制造业供应链的痛点，往往不是“没有系统”，而是“系统之间不打通”：

- ERP 说“库存有 1000 件”——但 ERP 的数据是昨天 23:59 更新的，今天上午实际已经出库了 200 件；
- MES 说“当前产线消耗速率是 50 件/小时”——但 MES 不会主动告诉 ERP“需要补料了”，等 ERP 发现“库存低于安全库存”，已经延误了 4 个小时。

传统解决方式是上“供应链协同平台”（SCM 系统）——但中小企业用不起，大企业各系统之间的打通成本又极高。

FDE 方案：OpenClaw 打通＋Agent 协同决策

FDE 不需要替换现有系统，而是用 OpenClaw“打通”现有系统，用 Agent 做协同决策：

OpenClaw 打通：

1. 对接 ERP（读取库存、在途订单）；

2. 对接 MES（读取产线消耗速率、未来排产计划）；

3. 对接供应商系统（读取供应商产能、交期）；

4. 数据实时同步（原来是隔夜同步，现在是实时同步）。

Agent 协同决策：

1. Agent 实时测算：“产线消耗速率×未来排产计划→预计 N 小时后库存耗尽”；

2. 如果 N 小于安全提前期，自动生成补料申请；

3. 向供应商发送补料需求与期望交期；

4. 供应商确认交期（或提出替代方案）→Agent 协调闭环。

量化效果

指标	优化前	优化后	提升幅度
库存周转率	基准	提升 30%	库存占用资金显著下降
缺料停线次数	平均 2—3 次/月	低于 0.5 次/月	降低 80%以上
供应链响应速度	人工协调，1—2 天	Agent 自动协调，2 小时以内	提升约 95%
安全库存水平	高位设置（防缺料）	可降低 20%—30%	响应更快，减少资金占用

供应链协同的价值不只在“省钱”，更在于把“部门墙”变成了“数据流”——这恰恰是 FDE“不替换系统、只打通系统”的轻量哲学：企业已有信息化投资一分不浪费，缺的那块“实时协同”由 Agent 补上。

4.8 场景七：供应商催料——每天 4—5 小时的催料工作缩短至 30 分钟以内

传统供应商催料的痛点

痛点	具体表现	代价
不知道先催谁	逾期、今日到期、已回复和异常记录混在同一张清单里	关键物料容易漏催，风险到停线前才暴露
逐家发送与联系人匹配效率低	采购专员每天联系 20—30 家供应商，还要核对 ERP 全称与企业微信简称或联系人姓名	催料操作占用 4—5 小时 / 天，新人接手困难且存在催错人的风险
回复内容靠人记	“明天发”“延期两周”“在催了”等回复需要逐条阅读和记录	承诺交期容易遗漏，后续无人跟进
催料状态不透明	主管要翻 Excel 和聊天记录才能了解进度	无法快速识别未回复和异常供应商
漏跟可能导致停产	关键物料承诺交期后未继续追踪	曾造成半天停产，损失超过 10 万元

FDE 方案：料况确认 + 批量催料 + 自动跟踪

【料况确认】

导入 ERP 采购订单

↓ 系统解析物料、供应商和交期，并匹配企业微信联系人

↓ 按逾期、今日到期、本周到期、已回复和异常自动分组

【批量催料】

采购人员勾选需要催料的条目

↓ 系统按供应商和物料生成个性化催料消息

↓ 采购确认后一键发送，不再逐家复制粘贴

【回复识别】

系统读取供应商回复

↓ 自动识别交期承诺、延期说明、已发货和需澄清等类型

↓ 结果回填料况面板，采购人员复核并重点处理异常

【承诺交期跟踪】

识别供应商承诺日期

↓ 到期检查是否已发货

↓ 未交付则自动提醒采购人员确认并启动下一轮催料

该方案在某非标装备制造企业开展现场试用，实施周期 2 个月，覆盖约 200 家供应商。ERP 导入、供应商与企业微信联系人映射、料况分类、批量催料、回复识别、回复草拟和承诺交期提醒等能力均已跑通。

量化效果

指标	旧方式	FDE 方式	提升幅度
每日催料操作	约 4—5 小时	30 分钟以内	缩短约 88%—90%
22 条催料消息发送	约 1.5 小时	约 5 分钟	节省约 85 分钟
单条回复草拟	3—5 分钟	约 30 秒	缩短约 83%—90%
供应商触达率	人工逐家联系	95% 以上	减少未触达供应商
每周释放工时	催料占用大部分工作时间	释放约 17 小时	采购可转向异常和供应商管理
漏跟提醒	依赖人工记忆	到期未发货自动提醒	降低关键物料遗漏风险

4.9 场景八：工程图纸智能审查-5 张图纸审查时间从 60 分钟缩短至 2~5 分钟

传统工程图纸审查的痛点

痛点	具体表现	代价
人工审图速度慢	2 名资深工程师审查 5 张图纸约需 60 分钟，单人每天只能审 20—30 张	审图成为设计交付的等待环节
低级错误容易漏过	人工交叉核对受经验、注意力和疲劳影响	错图进入加工和装配后才暴露，返工代价高
错图损失大	孔位漏标、视图缺失、尺寸矛盾等问题可能在加工后才被发现	单次可造成数万元材料损失、数十工时返工及数天延期
修改缺少闭环	问题通过群聊或纸面退回，改没改、谁负责、何时关闭没有统一记录	到投产前才发现问题未处理，只能加班补救
版本追溯困难	同一图纸历经多个版本，审查、驳回和修改记录散落在不同渠道	出错后难以查明原因，同类问题反复发生

FDE 方案：AI 图纸审查 + 缺陷整改闭环

【AI 图纸审查】

设计师批量上传机加工件、柜体、壳体、注塑件及模具等设计图纸

↓ 系统检查视图完整性、标注准确性、尺寸一致性和孔位信息

↓ 输出：具体缺陷位置 + 问题说明 + 参考标准

【人工复核】

AI 提交问题清单

↓ 审图工程师逐条确认、忽略或要求局部重审

↓ 由系统完成首轮筛查，审图工程师负责最终放行

【缺陷整改闭环】

确认的缺陷自动生成待办并指派设计师

↓ 设计师上传新版本，系统复验缺陷是否消除

↓ 审查、判断、修改和关闭记录统一留存，可跨版本追溯

该方案在某非标装备制造企业开展现场试用，连续运行 6 个月。批量上传、自动审图、缺陷定位、人工确认与驳回、局部重审、缺陷待办、新版本复验、跨版本历史和报告导出等能力均已跑通。

量化效果

指标	旧方式	FDE 方式	提升幅度
5 张图纸首轮审查耗时	约 60 分钟	2—5 分钟	单批节省约 55—58 分钟
低级错误发现	依赖人工交叉核对	系统初筛、工程师复核	问题前移至外发加工前
缺陷整改	群聊或纸面推动	自动生成待办并复验	从发现到关闭全程可追踪
审查记录	分散、难追溯	全链路留痕	可按图号、版本和责任人查询
废料及返工损失	超过 80 万元 / 年	不足 4 万元 / 年	每年减少超过 76 万元

4.10 SLP 方法：FDE 制造业落地的系统方法论

基于多个案例的总结，**SLP 方法**（Scene-Link-Pilot，场景—链接—试点）是目前最有效的 FDE 落地路径：

Step 1：Scene（场景锁定）

- 不选“AI 化”大题目（如“智能工厂建设”——太模糊，无法度量）；
- 选一个具体、可度量、有权限的小场景；
- 例如：“发酵罐溶氧值实时调控”（而非“发酵工艺优化”）；
- 例如：“纺织厂新设备能耗优化”（而非“纺织厂智能化”）。

Step 2：Link（跨界链接）

- FDE 驻场，与三类人深度沟通：工艺工程师（技术问题：“这个参数为什么这么设？”）、设备操作员（隐性知识：“您平时怎么判断设备状态？”）、管理者（ROI 问题：“最希望改善哪个指标？”）；
- 把隐性知识（老师傅的“手感”）翻译成显性参数（算法输入）。

Step 3：Pilot（试点验证）

- 小范围部署（单个发酵罐/单个车间/单条产线）；
- 快速迭代（2—4 周出可用版本）；
- 让客户“看到”效果（最好是“现场演示”，而不是“PPT 汇报”）；
- 效果可量化（产能提升 X%、成本降低 Y 元），建立信任。

然后才是 Scale——规模化复制。

SLP 方法的核心原则

原则	内容	原因
不求完美，求可用	Pilot 版本不要求“覆盖 100%场景”，只要求“在试点范围内可用”	完美是交付的敌人，可用才能建立信任
用数据说话	每次迭代前后，必须量化对比（“迭代前精度 88%，迭代后 97%”）	制造业老板信数据，不信“感觉”

原则	内容	原因
现场永远是对的	如果 AI 模型和现场实际情况不符，错的是模型，不是现场	FDE 必须尊重现场，不能“拿着锤子找钉子”

三条原则的共同指向，是把“技术本位”倒转为“现场本位”——这也是 SLP 方法与传统 IT 项目管理的根本分歧。

SLP 方法＋单人作战单元（OPT）模式：一个人如何完成多人的工作

SLP 方法天然适配单人作战单元（OPT）模式。OPT 是指在大型组织内部，由一个人利用 AI 工具链完成原本需要多人团队才能完成的工作。

在 OPT 模式下，一个 FDE 的 SLP 落地流程可以精简为：

- **Scene**：FDE 驻场 2—3 天，锁定一个可度量、有数据、有权限的小场景；
- **Link**：FDE 通过 RAG 知识库＋OpenClaw 智能体链接企业现有系统（MES/ERP/SCADA），匹配智能积木库中 50%以上的复用方案；
- **Pilot**：FDE 在 1—2 周内完成原型开发＋现场验证，效果达标则继续深化，否则零成本退出。

OPT 模式的关键不是一个人干所有人的活，而是用 AI 工具链把一个人放大成一支团队。FDE 正是这种放大能力的核心承载者。SLP 方法与 OPT 模式的结合，使得 FDE 可以在大型组织内部以极低的试错成本完成 AI 落地——不需要组建专门的 AI 团队，不需要采购昂贵的平台，一个 FDE＋一套工具链足矣。

4.11 本章小结

- 制造业是 FDE 的主战场（容错率低、数据稀缺、现场复杂、ROI 要求明确），FDE 也是制造业 AI 落地目前最轻量、最易被验证的入口级路径。
- 八大落地场景均有可量化的验证案例：

– 生物发酵（川宁生物：AI 调控发酵罐平均产量超对照组 3%—5%，产能提升 5%对应年增收超 10 亿元，调控精度 88%→97%，双方已进入收益分成阶段）；

– 智能工厂设计（设计周期 180 天→7 天、压缩约 96%，费用 300 万→约 50 万、降低约 83%，多能源协同下能耗再降 30%）；

– 纺织/能耗优化（60 组数据＋300 行代码，月省电费 8 万元，投资回报周期不足 1 个月；虎门服装厂 20 万元投入 6 个月回本）；

– 柔性生产调度（设备利用率提升约 25%，交期准时率 95%以上；识渊科技 SMT 换线从 8 小时压缩至 55 秒）；

– 质量缺陷检测（检测效率提升 5 倍，漏检率低于 0.3%，每条结论可追溯）；

– 供应链协同（库存周转率提升 30%，缺料停线降低 80%以上）；

– 供应商催料（每日催料 4—5 小时缩短至 30 分钟以内）；

– 工程图纸智能审查（5 张图纸审查时间从 60 分钟缩短至 2—5 分钟）。

• “智能积木”跨域复用是 FDE 可规模化的核心——新场景适配成本降至全新设计的约 20%。

• SLP 方法（Scene-Link-Pilot）是 FDE 制造业落地的系统方法论：场景锁定→跨界链接→试点验证→规模化复制；与 OPT 模式结合后，一个 FDE＋一套工具链即可启动。

第 5 章 人才培养——FDE 的“‘百千万工程”路径

第 4 章的场景图谱证明了一件事：方法论已经跑通，标杆已经立住。接下来的瓶颈只剩下一个——人。FDE 人才缺口有多大？真正的 FDE 长什么样？谁来培养、怎么培养、培养出来去哪？本章逐一回答，并呈现中国正在形成的三条人才培养路径：上海模式、大湾区模式与南京模式。

5.1 人才缺口：多大的盘子？

先说结论：**根据下表的测算模型，中国 FDE 人才的保守需求在 100 万人以上。**

需求侧：100 万人以上的保守估算

需求来源	数量	说明
规模以上制造业企业	40 万家＋	每家企业至少需要 1 名 FDE（或等效能力），基础需求 40 万人
中小企业（5200 万家，1%有需求）	52 万人	1%是保守估计，江浙沪粤的制造业密集区，这个比例可能达到 5%—10%
FDE 需要 FDR 配合（人数×1.5—2）	＋50 万—100 万人	FDE 不是“单人作战”，需要 FDR 支持（可以是兼职/远程）
OPC 城市服务商（每城 1 家，覆盖 300 城）	3000 家	每家服务商至少需要 3—5 名 FDE
保守合计	100 万人以上	这是“能干活”的人数，不包括“正在培养”的人数

供给侧：当前不足 5000 人

供给来源	人数	说明
Palantir 模式的中国团队	<100 人	主要是跨国企业在华分支，人数极少
上海交大 AI 实验室	<50 人	科研团队，规模小

供给来源	人数	说明
早期 FDE 三级能力学员	<2000 人	L1 为主，具备完整交付能力的更少
各企业自建 FDE 团队	<3000 人	主要是大型制造企业，分散且非标准化
合计	<5000 人	与 100 万需求相比，缺口比例约 200:1

供需两端放在一起看，缺口比例约为 200:1。

这不是中国独有的现象。据 Indeed 统计，全球 FDE 岗位招聘量从 2025 年 4 月的 643 个增至 2026 年 4 月的 5330 个，同比增长 729%（来源：Business Insider，2026-05）；2025 年 1—9 月，FDE 岗位月度招聘发布量增长逾 800%（来源：财联社，2025-11）。中国尚未有权威统计，但需求侧信号同样强烈。

这是一片蓝海，也是一场与时间的赛跑——制造业 AI 落地的速度，取决于 FDE 人才供给的速度。每延迟 1 年培养 FDE 人才，中国制造业 AI 落地率就少提升约 5—8 个百分点。

5.2 人才画像：真正的 FDE 长什么样？

FDE 的“三懂”能力模型

能力维度	具体要求	培养周期
懂技术	会用 AI 工具（Agentic AI）、会 Vibe Coding、理解模型原理（不一定要会训练）、会用 OpenClaw/RAG 工具链	L1:5—10 天；L2:20—30 天
懂产业	理解目标行业的生产工艺、关键指标、痛点语言（能听懂工艺工程师在说什么）	行业深耕：3—6 个月
会落地	驻场沟通、需求翻译、快速原型、客户培训、项目管理	实战积累：2—3 个项目

为什么这“三懂”缺一不可？

- **只懂技术**→做出来的东西“技术很先进，但不解决问题”（典型失败：用最先进的模型，但没考虑车间网络条件差，部署失败）；

- **只懂产业**→知道问题在哪，但不知道怎么用 AI 解决（典型困境：工艺工程师很清楚“溶氧值调控很重要”，但不知道 AI 能不能做、怎么做）；
- **只会落地（项目管理）**→能协调资源，但交付质量依赖外部技术团队，不可控（典型困境：项目按时交付了，但效果不达预期，客户不满意）。

FDE 的“三档”能力分级

级别	等级	能力边界	能独立交付的项目类型
初级 FDE	L1	能运用 Agentic AI 工具解决岗位级问题	单岗位 AI 应用（如“HR 简历筛选 AI 助手”）
中级 FDE	L2	能独立交付部门级 AI 项目，会 Vibe Coding	跨部门工作流（如“订单—生产—发货全流程 AI 协同”）
高级 FDE	L3	能搭建企业级 AI 中枢，多模型调度	企业级 AI 落地（如“全厂智能排产系统”）

能力分级的意义在于“先入场、再升级”：一个 L1 级 FDE 不需要等到“什么都懂”才敢进工厂，他在模板与体系的支撑下处理岗位级问题，在实战中完成向 L2/L3 的跃迁。

需要指出的是，“三懂”并非某一家的独家表述。南京市企业数字化转型研究会与大任智库在“中国式 FDE”培养实践中，提出了“懂业务、懂场景、懂 AI”的“三懂”人才观——“懂业务”对应这里的“懂产业”，“懂场景”对应“会落地”，“懂 AI”对应“懂技术”。两套表述相互印证、互为补充（详见 5.5 节）。不同机构对同一能力结构形成共识，本身就是行业走向成熟的信号。

5.3 上海“‘百千万工程”：政府层面的系统性响应

上海是政府层面第一次系统性响应 FDE 人才缺口的城市。2025 年 11 月 29 日，首期 FDE 专题培训班开班、12 月收官，由上海市经济和信息化委员会主导、上海创智学院承办；2026 年度 FDE 培训已面向全社会工程师开放招募，将聚焦行业分期开展（来源：上观新闻、上海市经信委，2025-12）。

工程的官方目标口径为“链接百家企业、打造千个智能体、带动万名开发者转型”，目标是建立超千人规模的 FDE 工程师储备库。

工程目标详解

目标	具体内容	当前进展 （截至 2026 年 6 月）
链接百家企业	与 100 家制造业企业建立 FDE 应用场景合作，为企业提供真实场景和试点机会	已链接约 40 家（主要是生物制造、集成电路、智能工厂领域）
打造千个智能体	在千个具体场景部署 FDE 交付的智能体，形成可复制的案例库	已交付约 200 个智能体（主要是岗位级和部门级）
带动万名开发者转型	建立超千人规模 FDE 工程师储备库，辐射带动万名开发者转型	首期培训班已收官，2026 年度培训开放招募

从培训班到中试基地：上海模式的深化

2026 年 1 月，国家人工智能应用中试基地在上海启动建设，以“工业本体—多模态模型—智能体—示范应用”为主线，开展基于 FDE 的模式创新（来源：上观新闻、上海市经信委，2025-12）。与此同时，上海交通大学人工智能与微结构实验室（AIMS Lab）提出的“FDE＋FDR”协同模式与 127 个“智能积木”，正深度对接““百千万工程”，为培训体系提供从方法论到案例库的完整支撑。

上海模式的示范意义

上海模式的创新在于**“政府—高校—企业”三方协同**：

- **政府**：提供政策支持＋资金补贴＋新职业申报；
- **高校**（以上海交大为代表）：提供理论基础＋FDR 科研支撑＋能力标准研发；
- **企业**（制造业企业＋AI 服务商）：提供真实场景＋实习岗位＋就业出口。

由此形成闭环：培养→实战→就业→反馈优化。这个模式如果验证成功，可直接复制至长三角、珠三角其他城市。

5.4 大湾区产教联盟 FDE 先锋人才项目

大湾区产教联盟推出的 FDE 先锋人才项目，是另一条重要的人才培养路径。2026 年 4 月 22 日，大湾区产教联盟理事长、广东科技学院副校长陈标新，在南京举办的中国机械通用零部件工业协会论坛上正式发布该项目；2026 年 5 月 21 日，联盟进一步发布《FDE 先锋人才培养与企业数智化升级服务行动计划（2026—2028）》，包含资源平台建设、双师师资培育等五大工程（来源：大湾区产教融合研究院官网，2026-05/06）。

与上海模式的对比

对比维度	上海“ “百千万工程”	大湾区 FDE 先锋人才项目
牵头方	政府主导	产教联盟（高校＋企业联合体）
培养对象	重点是在职开发者转型	面向在校学生＋在职人员双通道
产业聚焦	上海优势产业（集成电路、生物医药、智能工厂）	大湾区优势产业（电子信息、智能家电、新能源汽车）
能力分级体系	对接 FDE 三级能力	自研 FDE 能力分级
就业导向	本地就业（上海企业）	大湾区就业＋辐射全国（OPC 模式）

大湾区模式的独特价值

把 FDE 培养嵌入大学课程体系，而不是“毕业后再培训”。大湾区多所高校已将 FDE 课程纳入：

- 计算机专业：增加“产业 AI 落地”方向；
- 工程专业：增加“AI＋制造”交叉课程；
- 管理学院：增加“AI 时代的运营管理”课程（FDE 思维训练）。

学生在校期间即可达到 L1 能力，毕业时已有实战项目经验——这比“毕业→找工作→企业再培训”的模式效率高 2—3 倍。

机制	内容
学习	线上课程（理论）＋线下工作坊（实战），L1/L2/L3 逐级进阶
能力测评	不是“笔试答题”，而是“做出作品”（L1：做出 1 个岗位级 AI 应用；L2：完成 1 次 90 天陪跑交付；L3：设计出 1 个企业级 AI 架构）
能力记录管理	有效期 2—3 年，到期需参加“新技术趋势”必修课并更新能力记录
互认机制	FDE 三级能力正在推动与高校学分的互换

大湾区模式的关键词是“前置”——把人才培养的时间轴前移到大学阶段，用学历教育的规模化能力，对冲 FDE 培养的长期性。

5.5 南京模式：协会引领、智库支撑的“中国式 FDE”培养路径

继上海（政府主导）、大湾区（产教联盟）之后，以南京市企业数字化转型研究会为代表机构、联合大任智库提出的第三条路径——**“协会引领、智库支撑、认证牵引、生态协同”**——正在长三角北翼成型。与前两条路径相比，南京模式的特点是：由学术性社会团体出面组织、由民营智库提供方法论与教学交付、以能力认证为牵引、以区域产业生态为土壤，直接面向企业在职骨干与转型工程师。

南京市企业数字化转型研究会成立于 2015 年，是全国首家在民政部门登记注册、聚焦企业数字化转型研究的学术性社会团体，使命为“共建数字企业，共创透明商业”。大任智库是江苏省工商注册的民营智库机构、“全国管理咨询行业领军机构”，成立 11 年来形成了多套原创方法论体系，负责或参与过“数字江苏”总体规划等省市重大课题，2020—2023 年已连续实施十期“企业数字化转型教练营”、五期“AI 提示词工程师教练营”，2025 年开展 AI 培训 147 场次、覆盖学员近万名（机构自述）。一个是深耕十年的行业组织，一个是方法论见长的实战智库，两者的组合构成了南京模式的底座。

模式主张：一场研讨会定下的“三懂”基调

2026 年 6 月 18 日，南京市企业数字化转型研究会与大任智库联合主办“培育中国式 FDE——企业 AI 应用场景工程师意义、方法和实践”研讨会，南京市人工

智能攻坚办及南水北调（江苏）数智科技、江苏中烟、亿嘉和等 60 余人参加。会上，大任智库创始人卜安洵提出：中国式 FDE 必须是“懂业务、懂场景、懂 AI”的“三懂”人才，并原创提出“五大模块×四步教练法”培养体系与“三评综合”认证模型（来源：大任智库官网，2026-06）。

这一主张的独特之处在于定位：**中国式 FDE 不是硅谷 FDE 的汉化版，而是面向中国企业 AI 应用场景的工程师**——既要理解模型能力，更要理解业务需求，能在两者之间架起桥梁。这与中国制造业“以中小企业为主体、场景高度碎片化”的现实直接对应。

模式行动：数研会 14 号文与首期教练营

研讨会之后仅 11 天，南京市企业数字化转型研究会印发《举办〈中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师教练营〉（首期）的招生通知》（数研会〔2026〕14 号，2026 年 6 月 29 日），联合大任智库正式对外招生。2026 年 7 月，首期“中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师教练营”在南京开班，地点设在大任智库智研堂。

教练营面向五类人群：企业数字化负责人（CIO/CDO 及数字化部门负责人）、业务部门核心骨干、AI 服务驻场人员（IT 工程师、系统架构师、数据分析师）、FDE 储备人才，以及创新先锋与管理者。三天课程遵循“认知重塑—方法筑基—实战跃迁”的递进节奏，全程采用“四步教练法”（应知→应会→应做→应成），确保“当日学、当日练、当日成”：

日程	主题	核心内容	代表性成果产出
第一天（认知日）	AI 转型原理＋场景工程方法	从“＋AI”到“AI＋”的范式跃迁；AI 应用场景工程框架（场景定义、切片、价值评估与优先级排序）；场景组合与流程再造	企业 AI 转型路径图、场景优先级排序矩阵、场景资产库初版（含 3—5 个场景卡片）
第二天（进阶	技术开发＋数据工	LLM 选型与调用、RAG 知识库构建；基于 Coze/Dify 平台构建	可运行的企业知识库 AI 应用、可运行的岗位数

日程	主题	核心内容	代表性成果产出
日）	程＋部署实战	岗位数字员工；数据工程与安全合规；云端 SaaS 与私有化部署路径	字员工原型、企业 AI 部署方案
第三天（跃迁日）	FDE 能力晋级＋项目化实施＋成果路演	FDE 能力模型解析与晋级路径；驻场工作法与客户共创机制；POC 设计→MVP 验证→规模化推广；分组路演与评委点评	个人 FDE 发展路径规划、AI 项目实施方案、路演方案终版

三天下来，每名学员亲手搭建可运行的企业 AI 落地场景与岗位数字员工原型，并带走一套可落地成果：企业 AI 转型场景资产库（含场景卡片）、岗位“数字员工”原型、AI 项目实施方案。教练团队由大任智库与研究会联合选聘、兼具国际 FDE 前沿方法论功底与中国企业 AI 落地实战经验的资深专家组成；培训采取普惠定价，费用包含实训 Token 费、测评费与认证费——让中小企业也派得起人。

认证与出口：从能力认证到岗位推荐

通过综合认证的学员，获颁南京市企业数字化转型研究会“中国式 FDE——企业 AI 应用场景工程师”认证证书，纳入 FDE 先锋人才计划，优先推荐至高价值 AI 项目岗位；结业后还可选择报考工信部人才交流中心 IITC 工信人才专业知识测评——人工智能应用技术（FDE）证书。江苏省数字经济联合会为本项目支持单位。

这一认证体系与国家层面的动作形成了呼应：2026 年 4 月，人力资源社会保障部能建中心与华为联合启动“AI-FDE 先锋人才计划”（来源：人社部教育培训网，2026-04）。从国家计划到地方认证，FDE 正在从“民间概念”进入“职业序列”。

区域土壤：江苏与南京的政策产业共振

南京模式并非孤立现象，它扎根于江苏与南京密集的政策与产业动作之中：

- **省级政策**：江苏省政府 2026 年 1 月印发《江苏省“人工智能＋”行动方案》（七大行动 26 条，目标 2030 年人工智能产业规模超万亿元）；《江苏省“人工智能＋制造”实施方案》（2026 年 6 月）提出，到 2027 年实现规上工业企业 AI 应用诊断全覆盖、推出 100 个左右高水平工业智能体。

- **市级动作**：南京市雨花台区 2026 年 3 月启动“10 万 AI 工程师菁训计划”；南京提出 3 年内汇聚 AI 产业人才超 13 万、人工智能核心产业产值突破 1150 亿元（2026 年 7 月）。

- **产业场景**：南钢“元冶·钢铁大模型”2.0 于 2026 年 6 月 25 日在南京发布，同步推出 25 个覆盖研产销管的核心业务智能体、200 余项轻量化 AI 应用及行业测评体系；6 月 15 日，国家人工智能应用中试基地（制造领域冶金方向）在南京揭牌。

政策出目标、产业出场景、协会出组织、智库出方法——四者在南京合流，构成了“南京模式”的完整闭环。

三种模式对比

维度	上海模式	大湾区模式	南京模式
牵头方	政府主导（市经信委）	产教联盟（高校＋企业联合体）	学术性社会团体（研究会）＋民营智库（大任智库）
培养对象	在职开发者转型为主	在校学生＋在职人员双通道	企业在职骨干与转型工程师（五类人群）
核心机制	“百千万工程”＋国家 AI 应用中试基地	FDE 先锋人才项目嵌入大学课程体系	教练营（三天递进式）＋“四步教练法”＋“三评综合”认证
认证出口	能力分级与工程师储备库	能力分级与高校学分互认	研究会认证证书＋纳入 FDE 先锋人才计划＋IITC 测评通道

维度	上海模式	大湾区模式	南京模式
区域土壤	集成电路、生物医药、智能工厂	电子信息、智能家电、新能源汽车	“人工智能＋制造”行动、软件名城产业基础、“10 万 AI 工程师菁训计划”

三种模式不是竞争关系，而是互补关系：政府路径解决“规模与政策”，产教路径解决“源头供给”，协会路径解决“在职转化”。南京模式的价值在于证明：在国家职业标准尚未完全定型之前，社会组织与智库机构可以先把“培养—认证—就业”的小闭环跑通，为更大范围的标准化提供样本。

5.6 OPC 城市服务商：FDE 人才的商业化路径

OPC 城市服务商计划，为 FDE 人才提供了一条清晰的商业化路径——培养出来的人，不仅要“有活干”，还要“干得好、留得住”。

传统就业 vs OPC 城市服务商

对比维度	传统就业（受雇于企业）	OPC 城市服务商（FDE＋OPC）
收入上限	受薪资体系限制	无上限（服务多家企业）
工作稳定性	高（只要不被裁员）	中（需要持续获客）
技能成长	慢（只接触一家企业的场景）	快（接触多个行业、多个场景）
资产积累	无（经验留在企业里）	有（案例库、智能积木库、客户网络都是自己的）
适合人群	追求稳定的人	追求成长和收入上限的人

城市服务商的成功要素

要素	说明	如何获得
FDE 交付能力	这是核心，没有交付能力就只是“培训机构”，不是“城市服务商”	创始人需至少具备 FDE L2 能力，团队需有成功交付案例

要素	说明	如何获得
本地企业网络	FDE 交付需要深度理解本地企业，有本地网络事半功倍	从本地产业协会、政府关系入手
案例积累	“给我看案例，别给我讲 PPT”——制造业老板只信案例	前 3 个项目可以低价甚至免费，换案例和口碑
持续学习能力	AI 工具迭代极快，FDE 不能停留在“会用某个工具”，而要“会用 AI 思考”	加入 FDE 社区，持续学习新技术

OPC 城市服务商模式回答的是人才培养的“‘最后一公里”问题：如果 FDE 只能在大型企业拿固定工资，人才供给就会被薪资天花板锁死；让 FDE 以 OPC 身份“为自己干”，供给弹性才会真正打开。

5.7 人才培养的三大矛盾与解法

矛盾一：高端 vs 规模化

问题：真正的 FDE 需要“三懂”，培养周期长；但需求紧迫，需要快速供给。

解法：

- **分层培养（L1/L2/L3）**：不要求所有人都是“高端 FDE”，初级 FDE 解决 80%的常见场景即可；
- **“智能积木”降低门槛**：FDE 不需要从零开始写代码，调用智能积木即可完成 80%的工作；
- **AI 辅助 FDE 培养**：用 AI 模拟客户场景，让 FDE 学员在模拟环境中积累经验（不需要真的去 100 个企业才能学会）。

矛盾二：理论 vs 实战

问题：高校课程偏理论，企业需求偏实战，毕业生到岗后仍需长期培训。

解法：

- **“百千万工程”模式**：在政府补贴下，企业在培养阶段就提供真实场景，“边学边干”；

- **90 天陪跑作为 L2 能力达标的必要环节**：不让“只听课不做事”的人拿证；
- **产教融合课程设计**：课程项目来自真实企业需求（脱敏后），不是“教科书例题”；
- **教练式实训**：南京“中国式 FDE”教练营的“四步教练法”（应知→应会→应做→应成），要求学员“当日学、当日练、当日成”，第三天即以真实场景方案路演收官——这是“实战优先”在短训形态下的一个实践样本（详见 5.5 节）。

矛盾三：通用 vs 行业

问题：FDE 需要行业知识（生物发酵 vs 纺织 vs 机械，完全不同），通用培训难以深入。

解法：

- **“1＋N”行业深耕模式**：先成为某个行业的“专家 FDE”（如“生物制造 FDE”），再考虑跨行业；
- **行业 FDE 专长**：在 FDE L2/L3 基础上，增加“行业附加专长”（如“FDE L2＋生物制造”）；
- **知识图谱跨域迁移**：FDE 的知识图谱（智能积木库）支持跨行业检索——“这个电池制造的场景，和那个生物发酵的场景有什么相似之处？”

5.7.1 FDE 能力分级与 OPC 创业者生态的协同

FDE 人才培养的一个关键出口，是 OPC 创业者生态。FDE 三级能力体系与 OPC 创业者生态形成了天然的协同关系：

- **L1 能力（FDE 助理）**：完成基础理论＋案例学习，具备独立完成简单场景适配的能力。达到 L1 能力者可以加入 OPC 城市服务商网络，作为储备 FDE 接单；
- **L2 能力（FDE）**：完成 90 天项目陪跑＋案例答辩，具备独立完成中等复杂度项目的能力。达到 L2 能力者可以直接注册 OPC，以独立身份接单；

- **L3 能力（高级 FDE）**：完成 3 个以上行业复杂项目＋团队管理案例，具备带领多人 FDE 团队的能力。达到 L3 能力者可以申请 OPC 城市服务商资格，运营本地区域市场。

这种“能力—接单—升级”的正向循环，不仅解决了 FDE 人才的商业化出口问题，也为 OPC 创业者生态提供了持续的技术人才供给。

OPC（一人公司）是纯市场化的存在——没有固定组织的成本结构，以项目为单元运作，灵活度极高。FDE 能力分级为 OPC 提供了清晰的能力评估和信誉背书，降低了客户选择 OPC 的不确定性。这是 FDE 与 OPC 协同的核心价值。

5.8 国际比较：全球 FDE 人才培养现状

国家/地区	培养模式	规模	特点
美国	Palantir 内部培养为主，不对外输出标准	<1000 人（Palantir 内部）	高端定制，不规模化；方法论不对外
欧盟	通过“数字欧洲计划”培养 AI 应用人才，但不特指 FDE	约几万人（AI 应用人才）	偏通用 AI 应用，不聚焦制造业落地
中国	FDE 三级能力＋“百千万工程”＋产教联盟＋协会教练营＋OPC 城市服务商，系统化推进	当前<5000 人，目标 100 万人	培养路径多元、规模化培养体系完整、政策推动力度大
日本	制造业企业自建 FDE 团队（如发那科、丰田）	<1000 人	企业内部培养，不对外开放
印度	IT 服务商转型（如 TCS、Infosys 培养 AI 交付人才）	约几万人	偏软件交付，制造业场景经验不足

先看一个参照系：2026 年，全球 FDE 中位薪酬约 17.3 万美元，前沿实验室资深 FDE 总包中位数达 48.5 万美元（来源：Perspective AI，2026）。这个价格水平，绝大多数中国制造业中小企业无法承受——它从侧面印证了中国分层培养

（L1/L2/L3）的成本优势：用标准化与分层化，把 FDE 从“奢侈品”变成“普惠品”。与此同时，2026 年 5—7 月，OpenAI、Anthropic、AWS、微软等厂商围绕 FDE 组织的资本承诺合计约 80 亿美元量级（来源：OpenAI 官网、CNBC、Reuters、Fortune，2026 年 5—7 月），全球对“驻场交付型人才”的争夺仍在升温，但培养模式上以企业内部组建为主，尚未出现面向社会的大规模分层培养体系。

结论：中国在 FDE 人才培养上，已经在规模化培养体系上形成独特优势——这不是因为技术更先进，而是因为**中国制造业的场景复杂度和规模化需求，在全球独一无二**，倒逼出了分层培养、多元路径的完整体系。

5.9 本章小结

- 中国 FDE 人才需求保守估算在 100 万人以上，当前供给不足 5000 人，缺口约 200:1；全球 FDE 岗位一年增长 729%，需求信号同样强烈。
- FDE 的“三懂”能力模型（懂技术＋懂产业＋会落地）是人才培养的目标，分层实现（L1/L2/L3）是现实路径；南京市企业数字化转型研究会与大任智库提出的“懂业务、懂场景、懂 AI”，与之相互印证、表述互补。
- 上海“‘百千万工程”（百企、千智能体、万开发者）是政府层面的系统性响应，核心是“政府—高校—企业”三方协同，并以国家 AI 应用中试基地深化。
- 大湾区产教联盟 FDE 先锋人才项目的独特价值，是把 FDE 培养前置嵌入大学课程体系，效率提升 2—3 倍。
- 南京模式以“协会引领、智库支撑、认证牵引、生态协同”跑通了“培养—认证—就业”闭环：数研会〔2026〕14 号文发布、2026 年 7 月首期“中国式 FDE”教练营开班、“三懂”人才观与“五大模块×四步教练法”“三评综合”认证模型落地，成为政府、产教之外的第三条路径。
- FDE 分层培养体系的核心是“做出的作品”，不是“考了多少分”；OPC 城市服务商计划为 FDE 人才提供了商业化/创业路径（商业化验证目标详见 7.2 节）。

- 三大矛盾（高端 vs 规模化、理论 vs 实战、通用 vs 行业）都有可行解法，关键是执行。
- 中国 FDE 人才培养在规模化培养体系上具有独特优势，这是制造业场景复杂度和规模化需求决定的。

第 6 章 挑战与风险——FDE 本土化的真实障碍

6.1 六大真实障碍全景图

FDE 在中国的发展，前景广阔，但障碍同样真实。基于实地调研和多案例访谈，我们梳理出六大核心障碍，并按紧迫性和影响程度排序。

2026 年，随着全球科技巨头大举进入 FDE 赛道、FDE 深入企业核心生产环节，“服务商在客户现场学到的东西归谁所有、如何使用”正从隐性担忧变为显性议题。它不紧迫，但深远；不喧嚣，但足以动摇整个模式的信任根基。

障碍一：人才供给——真正的 FDE 极度稀缺

问题本质：FDE 需要“懂技术＋懂产业＋会落地”的复合能力，这种人才在现有的教育体系和职业训练体系中，几乎没有系统化产出。

人才分层缺口数据

人才类型	当前供给估算	3 年需求估算	缺口
顶尖 FDE（博士级，能处理复杂工业场景）	<100 人（专业 FDE 团队级别）	5000 人	极大
常规 FDE（能按 FDE 方法交付常规项目）	<500 人（FDE L2/L3 能力学员）	10 万人	大
入门级 FDE（L1 水平，能处理岗位级问题）	<2000 人（首期培训班学员）	90 万人	极大

需求端在爆发，供给端在爬坡，这个缺口不是靠时间就能自然弥合的——它需要有组织的人才培养体系来接住。

深层原因分析

原因	具体表现	影响
高校培养体系滞后	AI 专业偏算法理论，工程专业偏传统技术，几乎没有“AI＋产业”的交叉培养	FDE 毕业生需要从零培养产业知识，周期 6—12 个月
企业内训不足	制造业企业缺乏培养 FDE 的能力和条件（没有标准、没有导师、没有实战场景）	企业即使想培养，也不知道“怎么培养”
跨界人才留存难	既懂 AI 又懂产业的复合型人才，市场估值高，中小企业难以留住	人才向大型企业/一线城市集中，县域制造业空缺
认知偏差	很多人认为“FDE 就是写代码的工程师”，不知道需要产业知识	人才培养方向错误，产出的人才不对口

四个原因互为因果：高校不培养，企业就接不到现成的人才；企业没能力内训，人才就只能靠市场自发生长；而自发生长的速度，远远跟不上需求爆发的速度。

解决方向

方向	具体做法	预期效果
加速 FDE 三级能力推广	让“自学＋能力认证”成为主流路径，不依赖高校体系	3 年内 L1 能力人数达 10 万人
产教融合	“百千万工程”模式，在企业场景中培养	学员毕业即有实战经验，培养周期缩短 50%
区域实训认证网络	地方协会与智库机构联办教练营，实训、认证、项目对接一体化	人才培养与本地产业需求直接挂钩
OPC 城市服务商模式	让 FDE 人才以 OPC 形式独立生存，不被企业绑定	人才愿意去中小企业（因为“为自己干”）

方向	具体做法	预期效果
行业 FDE 专长	在 FDE 能力分级基础上，增加“行业附加专长”（如“生物制造 FDE”）	降低“懂产业”的门槛（只需要懂一个行业）

五条路径中，前两条解决“量”，中间两条解决“留”，最后一条解决“深”。第 5 章已详细展开，此处不再赘述。

障碍二：企业认知——制造业老板的“AI 花瓶”印象

问题本质：制造业企业主对 AI 的印象，大多来自消费级 AI（ChatGPT 写诗、AI 画画），难以相信 AI 能在车间里真正解决问题。

四大认知误区 vs 真实情况

认知误区	真实情况	如何纠正
“AI 就是聊天机器人”	工业 AI 是实时调控、动态优化，不是聊天	现场演示：把 AI 模型运行在真实设备上
“AI 落地要很多数据，我没有”	小样本也能迭代，FDR 专门解决数据稀缺问题	用“60 组数据完成模型适配”的案例说话
“AI 出错了怎么办”	RAG＋物理规律嵌入，可解释、可追溯、可审计	让企业 IT 主管看到“AI 决策的每一行依据”
“等 AI 再成熟一点再用”	窗口期很短，先行者已在收获	展示川宁生物案例：“早用早受益——产能提升 5%，对应年增收超 10 亿元（据项目团队公开披露口径）”

误区背后不是企业主“保守”，而是被上一代“甩手式 AI 交付”伤过——纠正认知，要靠可验证的现场效果。

解决路径

1. 标杆案例是最有说服力的证据：

• 川宁生物（产能提升 5%，对应年增收超 10 亿元，根据项目团队公开披露口径；上市公司 2025 年年报披露 AI 调控发酵罐平均产量超对照组 3%—5%）：已经验证，数据可查

• 无锡智能工厂（180 天→7 天）：设计周期压缩，数据可验证

• 县域纺织厂（月省 8 万元）：ROI 极清晰，中小企业最爱听

2. 可量化 ROI，不能只说“提升效率”：

项目	模糊说法（没用）	量化说法（有用）
发酵优化	“提升产能”	“产能提升 5%，对应年增收超 10 亿元，投资回报周期约 2 个月”
能耗优化	“降低电费”	“月省电费 8 万元，投资回报周期<1 个月”
设计加速	“提升设计效率”	“设计周期从 180 天压缩至 7 天，设计费用降低 83%”

制造业老板信数据，不信“感觉”。每一次沟通，都应该用右栏的语言。

3. 体验式销售：FDE L1 的典型场景就是“企业探店演示”——3 万元，FDE 上门，1 天内输出 AI 解决方案草图，让企业先“看到”效果再决定。

障碍三：数据质量——中小企业的“数据噩梦”

问题本质：制造业中小企业，数据质量普遍很差——格式不统一、缺失严重、噪声大、标注不足。FDE 需要在这样的数据基础上工作，难度远超在高质量数据上训练模型。

数据问题的具体表现

数据问题	严重程度	FDE/FDR 的应对方案
数据量太少（历史数据<100 组）	高	小样本迭代算法，50—100 组数据即可完成模型优化
数据格式混乱（Excel、纸质、口头各占 1/3）	高	动态数据清洗算法，自动识别异常值；FDE 现场整理数据

数据问题	严重程度	FDE/FDR 的应对方案
数据实时性差（人工填写，滞后 1—7 天）	中	OpenClaw 实时调度，边生产边采集边训练
数据涉及工艺秘密（企业不愿给外部人员看）	高	私有化部署，数据不出厂；FDE 签署保密协议
数据标注不足（不知道“这个参数值代表什么”）	中	RAG 知识库补充标注（工艺手册里有）

技术层面每类数据问题都有解法——FDE 模式本身就是为“脏数据环境”设计的。

但根本问题仍在……

数据质量差，FDE 的前期工作量就大，交付周期和成本就会上升——这对标准化 FDE 交付提出了挑战。技术解法存在，不等于成本问题消失。

可能的解决方向：

方向	具体做法	预期效果
FDE 工具包	预置各行业数据清洗模板，减少重复工作	数据整理工作量降低 60%
行业知识图谱	用跨域迁移减少对新场景数据的依赖	新场景数据需求从 1000 组降至 50—100 组
政府支持	将数据治理纳入制造业数字化转型补贴范围	企业数据整理成本可报销 50%—70%

三个方向分别对应“工具降本”“知识降本”“政策降本”。数据质量问题不会一夜消失，但它的成本可以被显著摊薄。

障碍四：体系之乱——多家机构各推各的 FDE 交付定义

问题本质：FDE 火了之后，多家机构都在推自己的“FDE 交付体系”——

标准方	标准内容	特点	影响力

标准方	标准内容	特点	影响力
大任智库（联合南京市企业数字化转型研究会）	“中国式 FDE”教练营＋“企业 AI 应用场景工程师”认证体系	“三懂”能力模型（懂业务、懂场景、懂 AI）、“五大模块×四步教练法”，实训认证一体化；通过综合认证者纳入 FDE 先锋人才计划，并可衔接工信部人才交流中心 IITC 证书	2026 年 7 月，首期“中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师教练营”在南京开班，区域生态影响力强
重庆云宇宙科技	OpenClaw＋RAG＋Agent	强调国产化、工程化、可复制（据公开报道）	有规范约束，法律边界清晰
FDE 三级能力体系	L1/L2/L3 三级能力	强调人才培养标准化	已有能力学员，生态初建
上海交大 AI 实验室	FDE＋FDR 协同体系	强调学术严谨性、工业验证	有标杆案例（川宁生物），说服力强
各地政府/行业协会	地方版 FDE 体系	强调本地产业特色	分散，尚未形成合力

仔细看会发现：各体系侧重不同——技术底座、人才标准、交付流程、区域实训认证各有切入。竞争表象之下，其实是“同一座大厦的不同楼层”，为融合留下了空间。

标准不统一的问题

问题	具体表现	影响
企业不知道该信哪个标准	看到多个 FDE 体系，无所适从	决策延迟，FDE 落地速度放缓
FDE 人才能力互不认可	A 机构发的证，B 机构不认	人才流动成本增加，培养投入意愿降低

问题	具体表现	影响
供应商各说各话	都说自己是“标准 FDE 交付”，但交付质量差异大	行业信誉受损，“FDE”变成“概念炒作”

三个问题的共同后果是“信任税”：每一次交易都要重新建立信任，整个市场的交易成本被抬高。

可能的解决方向

本白皮书本身就是一次推动“标准共识”的努力——通过系统性的论述，为行业提供可参考的坐标系。

具体路径：

1. **行业联盟自律**：OpenClaw＋RAG＋Agent（技术底座）＋ FDE 三级能力（人才标准）＋ FDE＋FDR 协同（交付标准）——三者融合，可能是目前最具共识基础的“公约数”；

2. **政府介入**：建议由工信主管部门牵头，联合高校、企业、行业协会，推出国家级 FDE 交付规范；

3. **市场选择**：最终，最有说服力的“标准”是**可验证的标杆案例**——谁的案例多、效果好，谁就是事实标准；

4. **区域性实训认证网络的共建**：以地方协会与智库机构为载体（如南京市企业数字化转型研究会与大任智库的“中国式 FDE”模式），将人才培养、能力认证与项目对接打通，是标准“公约数”在区域层面落地的现实路径——区域先行验证、形成可复制的样板，再向全国输出经验。

四条路径不是单选题。历史经验（从 5G 到工业互联网）表明，中国技术标准的成熟，往往是“市场筛选＋区域试点＋政府确认”三段式完成的。

障碍五：合规风险——AI 决策的可追溯性

问题本质：制造业 AI 做出的决策（如调整发酵参数、改变生产排程），如果出了问题，谁负责？

这是 AI 进入核心生产流程必须面对的问题。

风险类型详解

风险类型	具体表现	严重程度	FDE 的应对
决策追溯	AI 为什么调整了这个参数？能解释吗？	高（强合规行业）	RAG 知识库＋物理规律嵌入，每步决策可解释
数据安全	工艺数据泄露怎么办？竞争对手拿到了我们的发酵配方？	极高	私有化部署，数据 100%不出境；操作日志审计
责任界定	AI 决策导致 500 吨发酵罐报废，谁赔？	高	FDE 对交付结果负责（这是 FDE 模式的本质特征），但需要在合同中明确
算法偏见	模型在特定场景下出现系统性偏差（如“总是高估某类设备的产能”）	中	FDR 持续迭代，动态修正；FDE 工具包含“偏见检测”模块
AI 生成的知识产权	AI 生成的排产方案、设计图纸，版权归谁？	中（法律尚未明确）	合同中明确约定；目前实践：归企业客户所有

五类风险中，“数据安全”与“责任界定”最为致命——它们一旦发生，摧毁的不只是单个项目，而是整个行业的信誉。

法律/合规框架尚未完善

这是整个 AI 行业面临的共同挑战，FDE 因为其“深入现场、对结果负责”的特征，比通用 AI 更快地碰到了这个问题。

建议：

建议	具体内容	推动方
FDE 交付合同	明确 FDE 的责任边界、数据安全条	行业联盟/律师事务所

建议	具体内容	推动方
标准化	款、迭代服务条款、知识产权归属	
推动行业自律	FDE 行业协会（或联盟）制定伦理规范和最佳实践	行业组织与研究机构联合发起
参与标准制定	把可追溯性、可解释性作为 FDE 的必备要素	工信主管部门标准化机构
建立行业保险	FDE 交付责任险（类似“医师责任险”），分散风险	保险公司＋OPC 城市服务商联合推动

合规问题没有速效药，但“合同先行”是每个企业今天就能做的事。

障碍六：IP 主权——FDE 模式最被低估的风险

问题本质：FDE 接触的东西，可能比数据本身更敏感

FDE 的工作方式是“驻场”。一个 FDE 在工厂里泡上几个月，接触到的不只是数据库里的数据——还有老师傅口耳相传的工艺诀窍、设备运行日志里的参数区间、未文档化的例外流程、车间里约定俗成的“土办法”。这些知识，往往比数据本身更敏感：数据可以脱敏、可以分级、可以加密，但 know-how 一旦被带走，几乎无法追回，也很难举证。

前五大障碍讨论的是“FDE 能不能落地”，这一障碍讨论的是“FDE 落地之后，企业的核心能力还属不属于自己”。

全球批判声音：FDE 模式的“信任赤字”

2026 年，随着全球科技巨头大举进入 FDE 赛道，对这一模式的批判声音开始集中出现，值得中国从业者认真倾听：

- **Palantir CEO 亚历克斯·卡普（Alex Karp）的“数据收割”指控：**在 SiliconANGLE 专访（2026 年 7 月 1 日）中，Karp 暗示部分前沿实验室可能借 FDE 服务“窃取客户业务的阿尔法（alpha）并转入自家模型权重”——把企业多年积累的 know-how “吸”进模型，再以 token 计费向企业收费；他把 Palantir 定位为企业与模型商之间的“主权中间层”。需要客观说

明：截至本白皮书发布，无公开证据表明相关实验室存在违规使用客户数据训练的行为；该指控带有明显的商业竞争立场，但其揭示的结构性风险真实存在。

- **前麦肯锡专家 Justin Greis 的警告**：Acceligence CEO、前麦肯锡北美网络安全业务负责人 Justin Greis 在 Computerworld（2026 年 6 月）撰文指出："这些经验绝对会被从一个客户带到下一个客户。帮你部署 AI 的人学到的远超工作说明书范围——真实工作流、未文档化的例外、数据质量缺口、审批瓶颈……这些知识可能与数据本身一样敏感。"他进一步警告：FDE 撤离后，企业可能"能力更弱、依赖更深"。

- **Gartner VP 分析师 Nader Henein 的"幻觉"批评**（Computerworld，2026 年 6 月）："厂商过去三年一直在过度销售，'买 AI 产品发给员工就能获益'的幻觉。"他同时指出，FDE 人才高度集中于美国，非美国市场的驻场 FDE 稀缺——这既是风险，也是中国市场的机会。

- **Unframe AI CEO Shay Levi 的"规模化不可能"论**（CIO.com 访谈，2026 年 3 月）："企业 AI 的下一个时代不依赖前沿部署工程师来桥接上下文，而依赖能内在理解上下文的平台"，并提出以"知识织体（Knowledge Fabric）"作为替代方案。

- **Gartner 分析师的预测**：到 2028 年，70%的企业将放弃此类 agentic AI 交付项目（CIO.com）。

这些声音不等于事实，也不宜照单全收——批评者中不乏 FDE 模式的竞争对手。但它们共同指向一个结构性问题：FDE 模式的信任基础，建立在"服务商如何处置在客户现场学到的东西"之上，而这恰恰是当前合同条款与行业规范最薄弱的地方。

制造业的特殊敏感性：工艺秘密的结构性泄漏风险

制造业把这个问题进一步放大。消费电子企业担心的是用户数据，制造企业担心的是发酵配方、工艺参数、设备调校区间、良品率的"手感"阈值——这些东西是企业几十年竞争的命脉，且大多没有专利保护（因为一旦申请专利就要公开）。

以川宁生物所在的生物发酵行业为例，菌种配比与补料曲线的细微差别，就是同行之间最想知道的秘密。

更隐蔽的风险在于“智能积木”的跨域复用机制。如第 3 章所述，FDE 模式的核心效率来自“一次优化、多域复用”，但如果服务商把在 A 客户现场学到的工艺诀窍封装进智能积木、再复用到 A 的竞争对手 B 那里，就构成了结构性的 IP 泄漏通道。这种泄露不一定是恶意的——它可能只是“经验复用”的自然结果——但后果同样严重。蒸馏机制让经验可复用，也让“复用的边界”成为必须回答的问题。

中国本土化三条路径的 IP 含义

值得关注的是，中国 FDE 的三条本土化路径，在 IP 主权问题上给出了不同的结构性回应：

路径	代表实践	IP 主权含义
“改造 FDE”	中数睿智 AI-FDE：以智能体充当“数字驻场工程师”，承担传统 FDE 约 80%的标准化驻场工作；自研 OSTARR 算法 2 小时内自动完成本体构建	驻场的“人”少了，经验被个人带走的概率随之下降；知识更多沉淀在企业侧的本体与系统中，而非工程师脑子里
“深化 FDE”	零一万物×正大集团合资成立万蜂智能，“利润共享、风险共担”	服务商与客户成为利益共同体，IP 归属在合资架构内重新界定；绑定更深，但治理复杂度上升
“平台化路径”	知微行易：AI 原生工业软件（DxERP、DxMES 等），平台化、低驻场交付	知识沉淀在产品里而非人身上，现场接触面最小；但对复杂隐性工艺的捕捉能力相对受限

（来源：网易科技，2026 年 4 月/6 月；新华网，2026 年 6 月；36 氪，2025 年 10 月）

三条路径没有绝对优劣，但共同启示是：IP 主权不是靠合同补丁能完全解决的问题，它需要在交付架构设计之初就被考虑进去。

企业 IP 保护行动要点

对计划引入 FDE 的制造企业，我们建议至少落实五件事：

1. **合同明确知识产权归属**：工艺数据、生产数据、现场笔记的知识产权归属写入合同，约定服务商不得将客户专属工艺知识用于模型训练或其他客户项目；

2. **经验复用权限与脱敏要求**：对“智能积木”式跨域复用设定明确边界——可复用的是通用方法，不可复用的是客户专属参数与 know-how；复用前必须完成脱敏审查；

3. **撤离后的知识交接机制**：约定 FDE 撤离时的知识交接清单（模型文档、参数说明、运维手册），避免“人走知识走”；

4. **训练数据使用边界与销毁机制**：明确哪些数据可以用于模型训练、哪些只能现场使用；项目结束后，数据与衍生模型的销毁或返还机制要写进合同；

5. **操作日志审计与追溯**：要求 FDE 在私有化部署环境中的全部操作留痕，可审计、可追溯。

这五条与第 7 章 7.5 节的“引入 FDE 的 IP 保护检查清单”（表 A）配套使用，可直接作为签约前的核查工具。

“主权 AI”：一条值得关注的替代路径

对于数据敏感度极高的企业（军工、核心化工等），还有一条更彻底的路径正在成形——**主权 AI（Sovereign AI）**。

2026 年 7 月 3 日，David Sacks 在 All-In 播客中主张：企业把专有数据交给闭源实验室等于“抵押未来”，正确做法是采用开源模型、企业自研软件封装、本地部署并由员工本地推理。几乎同期，Palantir 与 NVIDIA 于 6 月 29 日推出主权环境部署引擎，支持 Nemotron 开源模型在企业主权环境中运行（BusinessWire，2026 年 6 月 29 日）。

主权 AI 的逻辑是把“能力主权”完全留在企业围墙内：不依赖外部 FDE，也就从根本上消除了 IP 外流的通道。代价是，企业需要自己承担模型运维与迭代能

力——这对大多数中小制造企业并不现实。对数据敏感度极高的企业，主权 AI 可能比 FDE 更可持续；对绝大多数企业，更现实的选择仍是“FDE＋严格 IP 保护条款”的组合。

6.2 风险矩阵：哪些障碍最紧迫？

障碍	紧迫性	难度	影响范围	优先级
人才供给	高（需求爆发，供给跟不上）	高（需要时间培养）	全国	P0
企业认知	高（没有认知就没有市场）	中（案例可改变认知）	全国	P0
数据质量	中（不影响 FDE 交付，只影响成本）	高（技术＋管理双重问题）	中小企业	P1
标准竞争	中（市场竞争会自然淘汰弱标准）	中（需要行业共识）	行业	P1
IP 主权	中（随 FDE 深入核心生产而快速上升）	高（合同、架构、治理多重问题）	强合规与工艺密集行业	P1
合规风险	低（当前 FDE 项目尚未大规模进入核心生产）	高（法律框架需要时间）	强合规行业	P2

核心结论：

人才供给和企业认知是当前的“生死线”——没有足够的人才，FDE 无法规模化；没有企业认知，FDE 没有市场。

IP 主权则是一条“暗线”——它不妨碍 FDE 的启动，但决定了 FDE 能走多远、走多稳。对工艺密集型和强合规行业的企业，IP 保护条款应当成为 FDE 合同的“标准配置”，而不是事后补救。

本白皮书的发布，正是为了同时推动这几件事：通过系统性论述凝聚行业共识（缓解标准竞争），通过标杆案例改变企业主认知（解决市场认知），并把 IP 主权这一长期议题提前摆上桌面。

6.3 障碍之间的关联：系统性问题需要系统性解法

六大障碍不是独立的，而是相互关联的：

人才供给不足 → FDE 交付成本高 → 企业认知更难建立（因为“贵”的印象）→ 市场小 → 人才培养动力不足 → 人才供给更加不足（负循环）

值得注意的是 IP 主权在这条链条上的传导作用：一旦发生有影响力的 IP 纠纷事件，企业认知将从“AI 花瓶”质疑升级为“AI 安全”质疑，整个市场的信任成本会显著抬升——这是负循环之外新增的一条风险传导链，也是我们把 IP 主权列为独立障碍的原因。

打破负循环的关键支点：

支点	作用	谁来做
标杆案例	改变企业认知，让市场先动起来	FDE 科研团队 ＋ 已成功的企业（川宁生物等）
FDE 三级能力推广	降低人才培养门槛，让供给快起来	FDE 三级能力 ＋ 产教融合项目
区域性实训认证网络	让人才培养、能力认证与项目对接在区域层面打通	地方协会与智库机构（如南京市企业数字化转型研究会与大任智库）
OPC 城市服务商	让 FDE 人才有商业化路径，愿意进入这个行业	FDE 三级能力 ＋ 各地政府
政策补贴	降低企业尝试 FDE 的成本，让市场更快启动	工信主管部门 ＋ 地方政府
本白皮书	凝聚行业共识，推动标准统一，提示 IP 主权风险	场景学社、南京市企业数字化转型研究会、大任智库

六个支点中，前四个解决“供给”，第五个解决“成本”，第六个解决“共识”。系统性问题，只能靠系统性解法。

6.4 本章小结

- FDE 本土化面临六大真实障碍：人才供给（P0）、企业认知（P0）、数据质量（P1）、标准竞争（P1）、IP 主权（P1）、合规风险（P2）；
- 人才缺口分层数据：顶尖 FDE<100 人 vs 需求 5000 人；常规 FDE<500 人 vs 需求 10 万人；入门级<2000 人 vs 需求 90 万人；
- 企业认知的四大误区需要标杆案例、量化 ROI、体验式销售来纠正；
- 数据质量问题的根本解法在于 FDE 工具包、行业知识图谱、政府数据治理补贴三者结合；
- 标准竞争问题，本白皮书试图通过系统性论述推动形成行业共识（OpenClaw＋RAG＋Agent ＋ FDE 三级能力 ＋ FDE＋FDR 协同三者融合），区域性实训认证网络（如南京市企业数字化转型研究会与大任智库的“中国式 FDE”模式）是“公约数”落地的现实路径；
- IP 主权是 FDE 模式最被低估的风险：Karp“数据收割”指控、Greis 警告、Gartner“70%放弃”预测等全球批判声音值得倾听（同时应知悉无公开证据表明相关实验室违规）；制造业工艺秘密的敏感性远超一般数据，“智能积木”跨域复用存在结构性泄漏通道；中国本土化三条路径（改造 FDE、深化 FDE、平台化）给出了不同的结构性回应；企业应以合同条款＋架构设计双管齐下保护自身 IP，数据敏感度极高的企业可关注“主权 AI”替代路径；
- 合规风险需要合同标准化、行业自律、参与标准制定、行业保险四管齐下。

第 7 章 未来展望——2027—2030 年中国 FDE 发展路线图

7.1 三个确定性趋势

在展望之前，先明确三个趋势性判断——在当前政策、技术与市场轨迹下，它们大概率成立：

趋势一：FDE 将成为制造业 AI 落地的标准配置

就像今天的制造企业必须有 ERP、必须有 MES，到 2030 年前后，“有没有 FDE”大概率将成为制造企业的标准问题。

不是每个企业都会雇用全职 FDE（这可以通过 OPC 城市服务商模式解决），但**每个企业都会有获得 FDE 交付的 AI 能力的渠道**。

量化预测：

年份	规模以上企业 FDE 渗透率	标志事件
2027	>30%	FDE 纳入新职业目录
2028	>60%	FDE 成为制造业 AI 标配
2030	>80%	FDE 能力成为企业 IT 基础设施的一部分

以上为基于当前趋势的预测性判断，实际进度取决于人才供给速度与标准统一进程。

趋势二：FDE 人才能力分级将成为新职业标准

2026 年，FDE 能力认证已呈多点开花之势：FDE 三级能力体系（L1/L2/L3）已经推出；南京市企业数字化转型研究会与大任智库联合开展的“中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师”实训认证在南京落地，2026 年 7 月首期教练营开班（数研会〔2026〕14 号文件）；人社部能建中心与华为联合启动“AI-FDE 先锋人才计划”（人社部教育培训网，2026 年 4 月）。未来 3 年内，FDE 能力分级有望像 PMP（项目管理认证）、CPA（注册会计师）一样，成为 AI 时代的标志性职业能力。

推动力量：

• 政府层面：新职业目录相关工作推进，具备 FDE 能力者享受人才补贴；

• 企业层面：招聘 FDE 时，“持证”逐步成为硬性门槛；

• 个人层面：FDE 能力分级成为 “AI 时代就业能力”的标志。

趋势三：“动态进化”将取代 “一次性部署”成为工业 AI 的行业标准

FDR（前沿部署研究员）的概念将从行业首创走向行业共识——**工业 AI 系统应有“持续迭代”机制，否则就是不合格产品**。

推动力量：

• 标杆案例的示范效应（川宁生物、无锡智能工厂等）；

• 制造业老板的务实选择（传统 “一次性部署”模式失败率高，代价难以承受）；

• FDE 将 “FDR 持续迭代”列为必备交付要求。

三个趋势互相强化：标准配置创造需求，职业标准供给人才，动态进化沉淀价值。趋势之下，路线图才有意义。

7.2 三年路线图（2026—2029）

2026—2027：标准化年

目标	具体指标	关键动作
FDE 纳入新职业目录	人社部新职业发布（预计 2027 年 Q1）	联合高校/行业协会向人社部门提交新职业申请
FDE 能力认证全国推广	L1 能力人数达到 1 万人，L2 达到 1000 人，L3 达到 100 人	FDE 三级能力体系扩大培养容量；“中国式 FDE”教练营等区域实训认证网络扩容；OPC 城市服务商网络启动
标杆案例突破 100 个	覆盖 10 个以上制造业细分行业	FDE 团队＋OPC 城市服务商共同输出案例

目标	具体指标	关键动作
本白皮书发布与传播	覆盖 10 万＋制造业从业者	2026 年 7 月首发；线上全渠道发布

关键节点：

- 2026 年 7 月：本白皮书发布；首期“中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师教练营”在南京开班
- 2026 年 9 月：FDE L1 能力人数突破 5000 人
- 2027 年 1 月：FDE 纳入新职业目录（预计）
- 2027 年 6 月：FDE 三级能力体系升级（L1/L2/L3 课程更新，增加更多行业案例）

2027—2028：规模化年

目标	具体指标	关键动作
FDE 模式覆盖长三角/珠三角核心制造业集群	规模以上企业 FDE 渗透率>30%	OPC 城市服务商网络覆盖 100 个城市
FDE 工具包普惠化	中小企业部署成本降至 5 万级	“智能积木”库扩充至 500＋；FDE 工具包开源化
制造业 AI 落地率	从当前<10%提升至>40%	政府制造业数字化转型补贴政策；FDE 交付标准化
OPC 城市服务商收入验证	头部运营商年收入>500 万元	商业模式验证，吸引更多服务商加入

关键节点：

- 2027 年 Q2：OPC 城市服务商网络覆盖 50 个城市
- 2027 年 Q4：川宁生物模式（FDE＋FDR）在生物制造行业渗透率达 50%
- 2028 年 Q2：FDE 工具包开源化（基础版），降低行业整体成本
- 2028 年 Q4：调研显示制造业 AI 落地率突破 40%

2028—2030：生态化年

目标	具体指标	关键动作
FDE 成为制造业 AI 标配	规模以上企业 FDE 渗透率>80%	FDE 能力成为企业 IT 基础设施的一部分（如 ERP 一样）
中国 FDE 实践走向海外	“一带一路”沿线国家参考中国 FDE 实践	通过产业输出＋能力输出的双轮驱动
FDE＋FDR 协同体系参与国际交流	参与国际 AI 落地经验交流	联合国家标准化机构推动
制造业 AI 落地率	>60%	基本实现制造业 AI 能力的普惠化

关键节点：

- 2029 年 Q1：中国 FDE 实践（OpenClaw＋RAG＋Agent）在“ “一带一路”沿线推广
- 2029 年 Q3：FDE＋FDR 协同体系参与国际 AI 落地经验交流
- 2030 年 Q1：调研显示制造业 AI 落地率突破 60%
- 2030 年 Q4：FDE 实践与人才培养经验辐射至 5 个以上“ “一带一路”沿线国家

三个阶段环环相扣：标准化解决“能不能复制”，规模化解决“能不能普及”，生态化解决“能不能持续”。任何一环掉链子，后一环都会打折。

7.3 三个“如果”：不同场景下的 FDE 未来

路线图是基准预期，未来仍有变数。我们给出三种情景，供决策者校准自己的节奏。

如果一切顺利……

（基准情景，概率约 40%）

- 2027 年 FDE 纳入新职业目录，人才供给加速

- 2028 年制造业 AI 落地率突破 50%，FDE 成为标配
- 2029 年中国 FDE 实践在“ “一带一路”沿线推广
- 2030 年制造业 AI 落地率达 60%＋，中国成为全球制造业 AI 落地的标杆之一

关键假设：政策持续支持 ＋ 标杆案例持续涌现 ＋ 标准竞争有序。

如果标准竞争持续……

（分裂情景，概率约 35%）

- 多家机构各自推打法，行业混乱，企业无所适从
- FDE 落地速度放缓，部分企业转向海外方案（如 Palantir）
- 需要政府强力介入，凝聚共识（类似 5G 标准之争）

关键假设：行业自律失败 ＋ 政府介入延迟。

如何避免：本白皮书推动行业共识 ＋ 标杆案例建立事实参照 ＋ 区域实训认证网络先行验证。

如果人才供给跟不上……

（人才瓶颈情景，概率约 25%）

- FDE 成为高薪稀缺岗位（年薪 50 万—100 万元），但制造业中小企业仍用不起
- OPC 城市服务商模式成为主流（集中供给、服务多个企业）
- FDE 工具包高度成熟，降低对人才的要求（L1 水平即可处理 80%场景）

关键假设：FDE 能力认证推广不及预期 ＋ 产教融合进展缓慢。

如何避免：加速 FDE 三级能力与“中国式 FDE”认证体系推广 ＋ “百千万工程”落地 ＋ OPC 城市服务商政策扶持。

三种情景的概率评估带有主观判断成分，但有一点是确定的：无论哪种情景，“人才供给”都是那个最关键的变量。

7.4 FDE 与 OPC 的融合：一人公司的“技术引擎”

本白皮书不能回避一个核心问题：**FDE 和 OPC 是什么关系？**

我们的判断是：

FDE 是 OPC 的“技术引擎”。

一个典型的 OPC（一人公司），如果要做 AI 交付业务，最核心的能力就是 FDE——

- 没有 FDE 能力，OPC 只能做“AI 咨询”（提建议，不落地），价值有限
- 有了 FDE 能力，OPC 可以“交付结果”，利润率可达 60%—90%

反过来：

OPC 是 FDE 的“商业化外壳”。

FDE 如果不依托于某个商业实体，很难持续接单、积累客户、建立品牌。

FDE ＋ OPC = AI 时代超级个体的标准画像：

一个人 ↓ 注册了 OPC（法律实体）↓ 以 OPT 模式作战（一个人指挥 AI 军团）↓ 核心能力来自 FDE 训练（FDE L2/L3 能力）↓ 借助 AI 军团完成从需求到交付的全流程 = AI 时代的超级个体

这个画像，将在 2027—2030 年成为越来越普遍的现实。

典型案例：一位 FDE 的 OPC 创业之路

张工，35 岁，原某自动化设备公司的算法工程师。2025 年经过 FDE 系统性训练后，注册了一人公司（OPC），以单人作战单元（OPT）模式开始独立接单。

他的第一个订单来自一家温州的中小型注塑厂——MES 系统与 ERP 数据不一致，导致排产经常出错。传统做法是两个系统供应商扯皮 3 个月，费用 15 万元起步。

张工的做法：驻场 3 天，发现核心问题是物料编码不统一。他用 OpenClaw 搭建了一个 RAG 知识库，把 MES、ERP、仓库三个系统的物料编码映射关系录入，再写了一个 5 行 SQL 脚本做自动匹配。总耗时 7 天，收费 3 万元。

启示：

- 传统公司报价 15 万/3 个月/利润率 10% → OPC-FDE 报价 3 万/7 天/利润率 60%

FDE 以 OPC 模式运作，不是在抢饭碗，而是在用更低成本、更高效率的方式，解决大公司不愿做、小公司做不了的 AI 落地问题。

7.5 给不同角色的建议

给企业管理者

现在就开始，不要等。

- FDE 不是“未来技术”，川宁生物 2025 年的案例证明，现在就能用；
- 从试点开始：不要试图“全面 AI 化”，选一个具体场景，用 SLP 方法（Scene-Link-Pilot）试点；
- 找对 FDE：优先选择有能力认证、有制造业落地案例的 FDE 团队（评估框架见表 B）；
- 守住 IP：引入 FDE 之前，先过一遍 IP 保护检查清单（见表 A）。

量化决策参考：

企业规模	建议 FDE 获取方式	成本预估
大型制造企业（年产值>10 亿元）	自建 FDE 团队（2—3 人） ＋ 购买 OPC 城市服务商陪跑	50 万—100 万元/年
中型制造企业（年产值 1 亿—10 亿元）	购买 OPC 城市服务商交付项目	15 万—50 万元/项目
小型制造企业（年产值<1 亿元）	购买标准化 FDE 智能体（SaaS 版）	5000—5 万元/年

这张表回答“花多少钱、找谁做”，下面两张表回答“怎么不被坑”。

表 A：引入 FDE 的 IP 保护检查清单

（与第 6 章障碍六呼应，签合同前逐项过一遍）

检查项	检查问题	参考做法
数据知识产权归属	合同是否明确工艺数据、生产数据、现场笔记的知识产权归谁？	约定数据及衍生成果归企业所有，服务商仅获得履约所需的有限使用权
经验复用与脱敏权限	服务商能否将本项目经验复用于其他客户？边界在哪？	通用方法可复用，客户专属参数与 know-how 不可复用；复用前须经脱敏审查
训练数据边界与销毁	哪些数据可用于模型训练？项目结束后数据如何处理？	训练数据白名单制；项目结束后数据与衍生模型按约定销毁或返还
撤离知识交接	FDE 撤离时，企业能留下什么？	知识交接清单（模型文档、参数说明、运维手册）列为项目验收条件
审计追溯条款	服务商驻场操作是否全程留痕、可审计？	私有化部署环境操作日志留存，支持事后审计与追溯
保密与竞业约定	驻场人员是否签署保密协议？有无竞业限制？	驻场人员逐一签署保密协议；约定一定期限内不得服务直接竞争对手

这张清单不是对 FDE 的不信任，而是对双方的保护——边界清晰，合作才能长久。第 6 章障碍六已详述其来由。

表 B：如何评估 FDE 服务商——五维评估框架

评估维度	评估要点	红线信号
能力认证	团队是否持有公认的能力认证（FDE 三级能力、“中国式 FDE”企业 AI 应用场景工程师认证、IITC 证书等）？	无法提供任何能力证明，只会用 PPT 讲概念

评估维度	评估要点	红线信号
案例验证	是否有可核验的同行业交付案例？效果能否量化？	只讲“某大型企业”却不给可验证信息，拒绝客户背调
IP 保护	是否有标准的 IP 保护条款与脱敏机制？	合同回避知识产权条款；要求将生产数据传至境外或公有云训练
持续迭代	是否提供 FDR 式持续迭代机制（监控、返修、版本管理）？	只承诺“一次性交付”，迭代另行高价收费
退出机制	是否有清晰的退出与知识交接安排？	退出即“人走茶凉”：无文档、无交接、数据不返还

五个维度中，IP 保护与退出机制最容易被忽视，也最能区分“专业 FDE 服务商”与“AI 皮包公司”——前者敢把边界写进合同，后者只敢把愿景写进 PPT。

给高校/职教管理者

快速行动，窗口期很短。

- FDE 人才培养的窗口期很短，现在入局是“早期”，2028 年入局就是“红海”；
- 产教融合：不要关起门来做课程，直接和企业、FDE 团队联合培养；
- 能力对接：对接 FDE 三级能力等主流认证体系，让学生“毕业即具备能力”。

课程设计建议：

专业	FDE 课程融入方式	预计培养周期
计算机/软件工程	增加“产业 AI 落地”方向（FDE 思维训练）	4 年（本科）
工程专业（机械/电气/化工等）	增加“AI＋本行业”交叉课程	4 年（本科）

专业	FDE 课程融入方式	预计培养周期
管理学院	增加“AI 时代的运营管理”（FDE＋OEE）	选修课
职业教育	直接对接 FDE L1 能力课程	3—6 个月

职业教育的反应速度可以比本科教育快一个数量级——3—6 个月的定向培养，恰是 FDE 入门供给最快的来源。

给 AI/软件公司管理者

FDE 模式是机会，不是威胁。

- FDE 不是来“抢生意”的，是来“把市场做大”的——更多企业用得起 AI，整个市场才会出现；
- 产品化方向：把 FDE 的交付能力封装为产品（工具包、平台、Skill），是从“项目制”走向“产品制”的关键；
- 生态合作：与 OPC 城市服务商合作，让他们成为你的“‘最后一公里”交付伙伴。

商业模式升级路径：

传统模式：卖软件/卖服务（项目制，收入天花板低）↓ FDE 工具包模式：卖“智能积木”＋ 交付服务（产品＋服务，收入可扩展）↓ 平台模式：FDE＋OPC 生态平台（多方交易，收入指数级）

给 FDE 从业者/准从业者

能力是门槛，实战是根本。

- FDE 三级能力是敲门砖，但真正的能力来自现场——多去工厂，多碰问题；
- 选一个行业深耕：FDE 的价值在于“跨界”，但“跨界”需要先在一个行业建立深度——先成为“生物制造 FDE”或“智能工厂 FDE”，再考虑跨域；
- 持续学习 FDR 能力：FDE 如果不懂 FDR，永远是“一次性交付”；懂 FDR，才能“持续进化”。

能力认证通道正在多元化。 除 FDE 三级能力体系外，从业者还可关注两条新通道：一是南京市企业数字化转型研究会与大任智库联合开展的“中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师”实训认证——教练营（三天课程，“四步教练法”：应知→应会→应做→应成）＋综合认证＋FDE 先锋人才计划一体化，2026 年 7 月在南京首期开班；通过综合认证者获颁研究会认证证书、纳入 FDE 先锋人才计划并优先推荐至高价值 AI 项目岗位，结业后还可选择报考工信部人才交流中心 IITC 工信人才专业知识测评——人工智能应用技术（FDE）证书。二是人社部能建中心与华为 2026 年 4 月联合启动的“AI-FDE 先锋人才计划”。对从业者而言，“作品＋认证”双轮驱动，是建立市场信任的最短路径。

职业发展路径参考：

路径 A（技术深度方向）： L1 能力 → L2 能力 → L3 能力 → 企业 AI 架构师（年薪 50 万—100 万元）

路径 B（商业化方向）： L2 能力 → OPC 城市服务商 → 区域 FDE 交付中心（年收入 100 万—500 万元）

路径 C（科研方向）： L3 能力 → 加入 FDE＋FDR 科研团队 → 前沿方法探索者

三条路径没有高低之分，只有适配之别——关键是先入场，再在实战中校准方向。

7.6 FDE 落地行动清单：明天就能做的事

如果你是一位制造业企业负责人，读完这份白皮书后，这里有三件你明天就可以做的事：

第一步：自测——你的工厂适合 FDE 吗？（10 分钟）

完成一份“FDE 适配度测评”。测评基于你的工厂规模、设备数字化程度、痛点类型，输出一份个性化的 FDE 引入建议。

适合 FDE 的典型特征：多品种小批量生产、设备更新频繁、数据基础薄弱、有明确的可量化痛点（能耗高、良率低、换线慢）。如果你符合 2 项以上，建议进入第二步。

第二步：探店——花 3 万元让 FDE 上门一天（1 天）

“企业探店演示”是 FDE 服务的标准入口。FDE 上门 1 天，输出 AI 解决方案草图，让企业在投入大钱之前先“看到”效果。不满意零成本退出，满意再继续。这不是销售套路，而是 FDE 模式的核心原则——先验证、再投入。

第三步：试点——选一个场景，2—4 周出效果

不要试图“全面 AI 化”。选一个具体场景——比如“纺织厂新设备能耗优化”或“注塑厂排产调度”——用 SLP 方法（Scene-Link-Pilot）在 2—4 周内跑出一个可量化的效果。一个成功的试点，比 100 页 PPT 更有说服力。

记住：FDE 的承诺不是“我能帮你做什么”，而是“2 周内让你看到效果”。如果看不到，你没有损失；如果看到了，你收获的不只是产能提升，还有对 AI 落地的信心。

7.7 结束语：FDE 的中国故事，才刚刚开始

2026 年 6 月 5 日，中国 FDE 方法论（OpenClaw＋RAG＋Agent）成型。

这一天，距离 Palantir 提出 FDE 概念 22 年，距离中国制造业开始大规模数字化转型 10 年，距离 ChatGPT 发布 3 年半。

这个时间点的选择，不是偶然——

中国制造已经准备好了：数字化基础有了，政策窗口开了，人才需求急了。

FDE 也准备好了：Palantir 验证了模式，多个先行项目验证了中国场景，OpenClaw＋RAG＋Agent 方法论提供了工程化基础，FDE 三级能力与“中国式 FDE”认证体系提供了人才供给路径。

现在缺的，只是一份共识、一次集结、一场行动。

本白皮书，是这次行动的一部分。它由场景学社、南京市企业数字化转型研究会、大任智库联合出品——一家产业研究机构、一家地方行业组织、一家民营智库，因为同一个信念走到一起：让 AI 在工厂里干活，而不只是在 PPT 上跳舞舞。FDE 在中国，不是“舶来品”，而是中国制造业 AI 落地的时代产物。它的未来，不取决于任何一家公司的战略，而取决于千千万万个 FDE 人才，在千千万万个制造现场，把技术真正扎根进产业。这就是 FDE 的中国故事——而它，才刚刚开始。

附录 A：FDE 核心术语表

本术语表在一共 29 条，供读者对照正文查阅。

术语	英文	定义
前沿部署工程师	Forward Deployed Engineer (FDE)	Palantir 提出的职业角色：驻场客户一线，将技术能力与业务场景深度融合，对交付结果负责的建造者
前沿部署研究员	Frontier Deployment Researcher (FDR)	上海交大团队提出：负责 FDE 部署后的模型持续迭代优化，让工业 AI 从“一次性部署”走向“动态进化”
一人公司	One Person Company (OPC)	AI 时代个人借助 AI 工具独立完成全链路商业闭环的新型创业形态，法律上为一人有限责任公司
一人团队	One Person Team (OPT)	一个人借助 AI 军团发挥整支团队效能的能力形态
黄金三角	Golden Triangle	OpenClaw（执行之手）＋RAG（知识之脑）＋Agent（决策之心），中国 FDE 的技术底座
检索增强生成	Retrieval-Augmented Generation (RAG)	让大模型“查文档”再回答的技术，解决大模型“幻觉”问题，每句话都有出处
本体论	Ontology	企业数据资产之上的业务语义运营层：把数据映射为业务对象、关系与行动，构成组织的“数字孪生”；Palantir Foundry/AIP 的核心，FDE 现场工作的底层界面
本体增强生成	Ontology-Augmented Generation (OAG)	将本体对象本身（而非文本片段）注入大模型上下文的生成方式，推理确定性更强、幻觉更低，Palantir 官方路线

术语	英文	定义
五层蛋糕模型	Five-Layer Cake Model	大任智库提出的 AI 本体论模型：主体价值观（灵魂层）、运营驾驶舱（洞察层）、智能协作体（大脑层）、数据关系网（血脉层）、基础设施平台（基座层）
三体架构	Three-Body Architecture	大任智库提出：主体（人：价值主张·规则·激励）、数体（物：关系·数据·知识）、智体（事：模型·智能·行动）三体协同，驱动企业从“经验运营”迈向“自主智能”
智能积木	Smart Building Blocks	上海交大团队提出：将跨域验证的核心算法封装为可复用模块，“一次优化、多域复用”
蒸馏	Distillation	把 FDE 现场经验沉淀为可复用知识库、Skill 或智能积木的过程；能否蒸馏出可复用资产，是 FDE 从人力服务升级为商业模式的分水岭（腾讯研究院“AI 透镜”圆桌，2026 年 7 月）
小样本迭代	Few-shot Iteration	FDR 开发的算法：仅需 50—100 组新场景数据即可完成模型优化，解决制造业数据稀缺问题
数据漂移	Data Drift	模型训练数据分布与运行时真实分布发生偏移，工业 AI 模型退化的技术根因，含协变量、先验概率、概念、时间漂移四类
协变量/概念/时间漂移	Covariate / Concept / Temporal Drift	数据漂移的三种典型形态：输入分布变化（如更换原料供应商）/ 输入输出关系变化（如同一温度在不同季节设备响应不同）/ 数据随时间周期变化（如昼夜温差）
SLP 方法	Scene-Link-Pilot	FDE 制造业落地路径：场景锁定（Scene）→

术语	英文	定义
		跨界链接（Link）→试点验证（Pilot）
时间链理论	Time Chain Theory	王甲佳提出，核心观点“数据要跑得比机器快”，与 FDE＋FDR 模式深度暗合
AIP Bootcamp	AIP Bootcamp	Palantir 2023 年随 AIP 推出的联合构建模式：客户带真实数据与工程师在 1—5 天内构建可部署原型；2024 年 6 月累计超 1300 场，将销售周期从数月压缩至数周；市场早期俗称“1-Day Bootcamp”
Token	Token	大模型处理文本的基本计量与计费单位；模型公司 FDE 被称为“Token 驱动型”，因其商业目标在于扩大 token 消耗（腾讯研究院“AI 透镜”圆桌，2026 年 7 月）
主权 AI	Sovereign AI	以开源模型＋自研软件封装＋本地部署，把数据与模型能力留在企业自有环境的技术路线，适用于数据敏感度极高的场景（David Sacks，All-In 播客，2026 年 7 月）
知识织体	Knowledge Fabric	Unframe AI 提出的企业上下文平台概念，主张以能内在理解企业上下文的平台替代驻场 FDE（2026 年 3 月）
“百千万工程”	Bai-Qian-Wan Project	上海 FDE 人才培养计划：链接百家企业、打造千个智能体、带动万名开发者转型
FDE 三级能力	FDE Capability Levels	FDE 三级能力体系（L1 应用级/L2 技能级/L3 架构级）
FDE 先锋人才计划	FDE Pioneer Talent Program	两条相关线索：①2026 年 4 月由人社部能建中心与华为联合启动的“AI-FDE 先锋人才计

术语	英文	定义
		划”；②数研会“中国式 FDE”认证体系中，通过综合认证者纳入该计划并优先推荐至高价值 AI 项目岗位
三懂人才观	Three-Understandings Talent View	大任智库提出的中国式 FDE 能力要求：“懂业务、懂场景、懂 AI”（2026 年 6 月“培育中国式 FDE”研讨会提出）
四步教练法	Four-Step Coaching Method	大任智库“中国式 FDE”教练营教学法：“应知→应会→应做→应成”
OPC 城市服务商	OPC City Service Provider	每城限 1 家，获得 FDE 三级能力体系在该城市的独家运营权，为 FDE 人才提供商业化路径
动态进化	Dynamic Evolution	与“一次性部署”相对，指工业 AI 系统部署后持续迭代、适应生产现场变化的能力
物理可解释 AI	Physically Explainable AI	将物理规律（如微生物代谢方程、建筑结构力学）嵌入 AI 模型，让 AI 决策可解释、可追溯

附录 B：中国 FDE/智能体服务商参考名录

注：本名录基于公开信息整理，截至 2026 年 7 月，按“机构名称/类型/核心能力/来源”统一入表，不构成任何形式的商业推荐。

机构名称	类型	核心能力	来源
南京市企业数字化转型研究会	行业组织	“中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师”认证体系与教练营主办、企业数字化转型研究与生态组织	数研会〔2026〕14 号文件
大任智库	智库/培训认证	AI 本体论“五层蛋糕”模型与“三体”架构提出方、“中国式 FDE”教练营与认证创设方、企业 AI 培训与咨询	机构官网
上海交通大学人工智能与微结构实验室	高校科研	FDE＋FDR 协同体系、ManuDrive 系统、生物发酵 AI	李金金教授
中数睿智	企业	AI-FDE 智能交付、OSTARR 自动本体构建	网易科技，2026 年 4 月/6 月
知微行易（上海）	企业	AI 原生工业软件（“笃行”、DxERP、DxMES）、平台化低驻场交付	36 氪，2025 年 10 月
万蜂智能（零一万物×正大集团）	合资企业	农业 FDE、AI 养殖	新华网，2026 年 6 月
识渊科技（深圳）	企业	工业大模型质检、SMT 换线优化	解放日报，2026 年 1 月

机构名称	类型	核心能力	来源
重庆云宇宙科技有限公司	企业	OpenClaw＋RAG＋Agent 体系（据公开报道）	公开信息
FDE 三级能力体系	能力/培训	FDE 三级能力体系、OPC 城市服务商计划	fmode.cn
大湾区产教联盟	产教融合	FDE 先锋人才项目、制造业数智化人才培养	陈标新
上海金珵科技有限公司	企业	工业 AI 落地、ManuDrive 系统商业化	李金金（创始人）
场景学社	产业研究	FDE 白皮书、时间链理论、OPC 模式研究	王甲佳
梧桐 AI 就业平台	企业（服务方）	AI＋人力资源、OPC 服务平台	何汕杉（创始人）
川宁生物（301301.SZ）	企业（用户方）	FDE 落地验证案例、生物发酵 AI 应用	公开信息

名录在后续版本中持续更新，欢迎联系场景学社（seca@qq.com）补充。

附录 C：参考文献与延伸阅读

本附录共 47 条，按五类编排；正文关键数据点的来源括注，均可在此查到对应条目。

一、政策与官方文件

1. 国务院，《2024 年政府工作报告》（首次提出“人工智能＋”行动），2024 年 3 月

2. 江苏省人民政府，《江苏省“人工智能＋”行动方案》（江苏省委新闻网发布），2026 年 1 月 14 日

3. 江苏省，《江苏省“人工智能＋制造”实施方案》，2026 年 6 月

4. 江苏省，《江苏省“人工智能＋制造”诊断工作方案（2026—2027）》，2026 年 3 月

5. 全国人民代表大会常务委员会，《中华人民共和国数据安全法》，2021 年

6. 全国人民代表大会常务委员会，《中华人民共和国网络安全法》，2017 年

7. 工业和信息化部，制造业数字化转型行动计划及相关智能制造规划，2025 年

8. 人社部能建中心、华为，“AI-FDE 先锋人才计划”启动信息，人社部教育培训网，2026 年 4 月

二、企业与平台官方资料

9. Palantir Technologies，Q4 2025 财报（2025 财年营收 44.75 亿美元、GAAP 净利润 16.25 亿美元），2026 年 2 月

10. Palantir Technologies，Q1 2026 财报（营收 16.33 亿美元、同比＋85%），2026 年 5 月

11. Palantir Technologies，Foundry Ontology 官方文档（“Ontology building – Overview”），palantir.com，2026 年 7 月访问

12. Palantir Technologies, “Forward Deployed Engineer: The Palantir Approach”, palantir.com

13. OpenAI，Deployment Company（DeployCo）成立公告，2026 年 5 月 11 日

14. Reuters，AWS 成立 FDE 组织“Frontier AI Engineering and Services”报道，2026 年 6 月 30 日

15. Fortune，微软“Frontier Company”报道，2026 年 7 月 3 日

16. TechCrunch，Anthropic 企业 AI 服务合资公司定名“Ode with Anthropic”报道，2026 年 7 月 15 日

17. The Information，Google Cloud 组建 FDE 团队（“嵌入式构建者”）报道，2026 年 5 月

18. Palantir×NVIDIA，主权环境 Nemotron 开源模型部署引擎发布（BusinessWire），2026 年 6 月 29 日

三、评审与研究报告

19. MIT NANDA 项目，《The GenAI Divide: State of AI in Business 2025》，2025 年 8 月（注：其“95%企业 AI 试点未达预期”结论的样本与口径存在争议，a16z 等机构曾提出质疑，宜作趋势性参考）

20. a16z（Andreessen Horowitz），对 MIT NANDA《The GenAI Divide》“95%”结论样本与统计口径的质疑文章，2026 年 4 月

21. Perspective AI，FDE 薪酬调查报告，2026 年

22. Indeed（Business Insider 转引），FDE 岗位增长数据，2026 年 5 月

23. 腾讯研究院“AI 透镜”，FDE 主题圆桌（嘉宾：Cresta 钟钱杰、Ventus AI 陆骁鹏等），2026 年 7 月

24. 清华大学沈阳教授团队，《一人公司（OPC）发展研究》，2026 年 3 月

25. Eliyahu M. Goldratt，《目标》（The Goal），TOC 约束理论起源

四、媒体与案例报道

26. 李金金，《从“一次性部署”到“动态进化”：“FDE＋FDR”破解工业AI落地难痛点》，第一财经，2025年12月

27. 《解放日报》，川宁生物ManuDrive项目报道，2026年5月7日

28. 财联社，上海交大AIMS Lab走访报道，2026年4月26日

29. 财联社，FDE岗位招聘增长报道（2025年1—9月月度发布量增长逾800%），2025年11月3日

30. 新华网，万蜂智能（零一万物×正大集团）成立报道，2026年6月3日

31. 上观新闻，上海FDE“‘百千万工程”报道，2025年12月

32. 大湾区产教联盟，《FDE先锋人才培养与企业数智化升级服务行动计划（2026—2028）》，2026年5月

33. 网易科技，中数睿智AI-FDE智能交付模式报道，2026年4月/6月

34. 36氪，知微行易获凯辉基金投资报道，2025年10月

35. 《解放日报》/上观新闻，识渊科技SMT换线优化报道，2026年1月22日

36. 上海证券报/证券时报，南钢“元冶·钢铁大模型”2.0发布报道，2026年6月26日

37. 《财富》（Fortune），MIT NANDA《The GenAI Divide》报告相关报道，2025年8月18日

38. SiliconANGLE，Palantir CEO Alex Karp专访，2026年7月1日

39. Computerworld，FDE模式风险报道（Justin Greis、Nader Henein观点），2026年6月

40. All-In播客，David Sacks“主权AI”讨论，2026年7月3日

41. CIO.com，Gartner分析师“到2028年70%企业将放弃此类agentic AI交付项目”预测相关报道，2026年

五、出品方研究成果

42. 王甲佳，《灵动秩序的背后——企业究竟应该如何探索生产现场数字化方案？》（时间链理论），知乎，2024 年 6 月

43. 场景学社，《FDE/OPC/OPT 三方对比分析》，2026 年 6 月

44. 重庆云宇宙科技，《OpenClaw＋RAG＋Agent 智能体实操工作坊》（据公开报道，已获文字作品版权登记），2026 年 6 月

45. 大任智库，AI 本体论“五层蛋糕”模型与“三体”架构，2026 年

46. 南京市企业数字化转型研究会，《举办〈中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师教练营〉（首期）的招生通知》（数研会〔2026〕14 号），2026 年 6 月

47. 刘雨飏，《FDE 三级能力体系课程设计理念》，fmode.cn，2026 年 6 月

关于出品方

本白皮书由场景学社和大任智库联合出品。

场景学社

场景学社（http://changjing.cc）由王甲佳创办，聚焦产业互联网、制造业数字化转型、AI 场景应用研究。

核心理论：

- **时间链理论**：数据要跑得比机器快
- **OPC 模式研究**：一人公司在中国本土化路径
- **场景构造学**：场能分析与改善

合作联系：seca@qq.com

大任智库

大任智库（江苏大任智库有限公司）是经江苏省工商行政管理部门正式登记注册的民营智库机构，荣获“全国管理咨询行业领军机构”，是面向政府、事业和企业单位的政策研究、制度创新、管理变革和数字化转型的研究、咨询和培训机构。

大任智库由资深专家、高校教授和知名企业家共同创建，成立 11 年以来推出多项原创方法论体系（战略规划的“三能＋531”体系、组织创新的“三台＋三阶段”体系等），负责或参与承担了“数字江苏”总体规划等省、市重大课题研究，发起创办江苏省级数字经济商会和南京市企业数字化转型研究会，发起成立“江苏省数字化人才发展联盟”“江苏省数字园区产业联盟”。2020 年以来，已组织招生并实施十期“企业数字化转型教练营”、五期“AI 提示词工程师教练营”等系列培训品牌；2025 年开展 AI 培训 147 场次、覆盖学员近万名（机构自述）。

在 AI 落地方法论领域，大任智库是 **AI 本体论“五层蛋糕”模型与“三体”架构的提出方**，也是**“中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师”教练营与认证的创设方**（与南京市企业数字化转型研究会联合开展），其“三懂”人才观（懂业务、懂场景、懂 AI）与“五大模块×四步教练法”已在区域企业 AI 人才培养中落地验证。

关于 FDE 调研支撑机构

南京市企业数字化转型研究会

南京市企业数字化转型研究会（简称“数研会”）成立于 2015 年，是全国首家在民政部门登记注册的、聚焦企业数字化转型研究的学术性社会团体，由南京市多家数字化领军企业、智库机构及多位数字经济领域知名专家学者共同发起组成。研究会以“共建数字企业，共创透明商业”为使命，以“促进南京市数字经济发展和赋能企业数字化转型”为宗旨，努力成为南京市以至长三角地区企业数字化转型研究与服务的最具影响力平台。2026 年，研究会联合大任智库创设“中国式 FDE：企业 AI 应用场景工程师”教练营与认证体系（数研会〔2026〕14 号文件），是 FDE 本土化人才培养与认证的重要组织力量。

一线数智

一线数智是专注 AI 数智化的产业服务平台，隶属于北京上云数智科技有限公司，主要定位并立志于 “推动企业 AI 数智化建设与高质量发展”为使命，面向企业的 CIO、CDO、CXO 及 AI、To B (企业服务、SaaS ） CEO 人群，帮助千万企业选择合适的数字化、数智化产品，从而推动企业数智化建设与高质量发展。其业务具体包括数字化产业洞察研究、行业数智化声音及案例传播、行业数字化会议（数字化峰会、研讨会、数智中国行、数字生态）、一线牵服务、数智化咨询等。

懂行联盟

懂行®联盟是懂行会客厅（杭州）数字科技有限公司的服务品牌。以凝聚行业专业人士共同赋能行业为宗旨，以 AI 赋能产业，以 AI+打通行业新场景，共创全新商业价值。懂行会客厅专注搭建深耕行业的专业人士交流社群，打造“懂行®面对面”高质量对话阵地，同时搭建懂行 AI 优选平台，汇聚各类行业 AI 产品与落地方案为各行业企业提供解决方案。懂行联盟坚守共识、共情、共创、共生、共建、共享的发展理念，面向创业者、各类市场主体与政务端提供全方位支撑，秉持聚合、连接、赋能的核心目标，我们汇聚各行业佼佼者，凭借专业视角与众多懂行人一起穿透行业迷雾，精准挖掘潜藏的商业机遇。

联合出品说明

本白皮书，延续《中国制造业 AI 场景应用白皮书（2026）》的使命，由场景学社作为主编单位，负责整体研究框架与撰写统筹。大任智库作为联合出品方，提供 AI 本体论方法论支撑与企业 AI 培训实践案例。双方在内容贡献上各有分工，在观点立场上保持一致——让 AI 在工厂里干活，而不只是在 PPT 上跳舞。

南京市企业数字化转型研究会作为调研支撑方，提供行业组织视角、区域生态调研与“中国式 FDE”认证实践素材。一线数智和懂行联盟提供了专家资源和若干调研对象，协助场景学社完成了白皮书撰写过程中的大量组织工作。

白皮书中的案例与数据均标注来源，观点仅代表出品方研究立场，不构成投资建议。欢迎产业界同仁批评指正、共建共创。

FDE 的研究方兴未艾，制造业的 FDE 研究目前还不多见，我们的探索为制造业 AI 场景落地的路径之一，期盼行业内外更多的朋友们协力研究，以促进我国制造业更高品质的发展。

感谢为本白皮书提供各种支援的朋友们，以及我们的编审团队。

由于素材和数据采集时间仓促，虽经仔细核对，恐依然有谬误之处。同仁们若有任何关于内容建构、表述方式的建议以及对文本讹误的纠正，敬请联系白皮书出品人王甲佳（电子邮件：seca@qq.com）。以便于我们在后续版本中进一步修订完善。