GSMA

# 工业物理AI规模化之路

## 连接、计算与生态协同

工业物理AI项目成熟度模型
实践参考框架



**免责声明**

本报告仅供一般信息参考之用，可能包含来源于第三方或由人工智能生成的内容。GSMA 不对本报告内容的准确性、完整性或可靠性作出任何明示或默示的陈述或保证，且本报告中的任何内容均不构成 GSMA 的建议、推荐或背书。在适用法律允许的最大范围内，GSMA 及其关联方对因依赖或使用本报告而导致的或与之相关的任何损失或损害不承担任何责任。

**反垄断声明**

GSMA 致力于遵守所有适用的竞争法和反垄断法。本报告中的任何内容均无意促成或鼓励市场参与者之间达成任何协议、进行协调或交换竞争敏感信息，亦无意以其他方式限制独立商业决策或竞争。各组织仍应自行负责确保其遵守适用的竞争法和反垄断法。

如需了解更多信息，请参阅 GSMA 反垄断政策 https://www.gsma.com/about-us/legal/antitrust-policy/

## 贡献方

**杭州钱塘**

场景开放 | 政策协同 | 公共服务 | 验证运营与产业生态组织

CAILINK

工业 5G/5G-A 独立专网 | 算网融合 | 现场交付与跨场复制

intel

端边异构计算 | AI 软件栈 | 开发者与生态支撑

Rockwell Automation

工业控制 | 数字孪生 | 安全体系 | 真实产线接入与验证

GALBOT

机器人持续作业 | 真实场景应用与商业验证

DEXTELEOP 灵御智能

真机数据生产 | 多模态同步 | 数据质量与成本效率

# 序



**Alex Sinclair**
GSMA 首席技术官

人工智能正从数字世界走向物理世界。在人工智能的支持下，机器能够感知周围环境、执行任务并参与生产，我们衡量其价值的方式也必须随之改变。我们不仅要关注这些系统能做什么，更要关注其是否能在现实环境中持续、可靠且经济地创造价值。

要让工业物理人工智能从成功演示走向规模化部署，单有更强的模型或更先进的机器人还不够。这还需要连接、计算、工业系统与生产流程的协同配合。我们能否将技术能力转化为可衡量且持续的生产成果才是衡量进步的真正标准。

移动行业在这一过程中发挥着重要作用。连接和边缘计算能够支持终端间的协作、现场数据处理与分布式智能。但技术选择必须以生产需求为导向，其价值最终必须通过整个系统的性能来验证。

实现规模化也需要跨行业、跨机构的协作。行业组织、工业企业、机器人开发商、移动运营商及技术合作伙伴必须共同合作，才能应对现实生产中的需求。通过开放真实的工业应用案例、协调资源及开展联合验证，我们可以推进互操作性，并制定可复用的实施方案。将单个项目的经验转化为适用于不同现场和场景的实践，有助于减少重复的集成工作，从而加速从试点到规模化部署的转型。

本白皮书综合整理了不同领域的经验和见解，为理解从概念验证到生产就绪及规模化部署的路径提供了极具价值的参考。我希望本书能促进更广泛的对话与协作，帮助合作伙伴更好地理解实现规模化所需的条件，并推动分享整个生态系统的实践经验。

我想感谢所有为本书做出贡献的组织和专家。这一共同努力彰显了跨行业协作的价值，并为进一步开展联合工作奠定了基础。我们的合作将助力工业物理人工智能从单个概念验证走向规模化部署，为产业转型带来富有意义的长远价值。

# 执行摘要

人工智能的近期进展推动制造、仓储和物流等领域更加关注物理 AI。机器人、智能装备和自主系统正在日益复杂的生产环境中开展测试，部分应用逐步进入真实场景部署。这并不意味着工业物理 AI 已经实现广泛、规模化的商业部署。

然而，机器人完成一次规定动作，与系统在复杂工业环境中持续创造价值之间，仍然存在明显差距。生产环境不仅要求机器人具备感知、推理和执行能力，还要求整个系统满足长期运行所需的生产、安全和经济性要求。因此，工业物理 AI 的规模化不能只依靠模型能力或机器人本体性能，而需要数据、连接、计算、工业控制、安全和运营形成协同闭环。

本报告提出三项核心观察



工业物理 AI 的竞争重点正在从单次任务能力转向生产级持续作业能力。技术价值最终需要通过真实工位中的任务表现、连续运行、安全性和经济性加以验证。



5G、边缘计算等基础设施的价值，不应只依据峰值速率、单次时延或计算性能判断，而应通过其对移动作业、多机器人协同、多模态数据处理和现场运营的实际支持进行衡量。涉及人员安全、设备保护和高频运动控制的关键闭环，仍应优先保留在机器人本体或现场可靠系统中。



工业物理 AI 的规模化是一项跨技术、跨产业的系统工程。制造企业、机器人企业、连接与计算提供方、工业自动化企业、系统集成商以及区域产业组织，需要围绕真实生产任务开展协同，逐步建立开放架构、成熟度模型、评测方法和可复制的落地机制。

# 目录


序

01 工业物理 AI 从验证走向生产 02

1.1 从数字智能走向物理世界 02

1.2 工业场景的验证价值 02

02 规模化落地的核心挑战 03

2.1 数据与模型闭环 03

2.2 连接与计算协同 04

2.3 工业系统集成 04

2.4 安全与商业可行性 04

03 连接与边缘智能架构 05

3.1 端、边、云的任务分工与网络协同 05

3.2 5G 和 5G-Advanced 的作用 06

3.3 多种技术协同 06

04 面向生产可用的工业物理 AI 成熟度模型建议框架 07

4.1 M0：概念验证 07

4.2 M1：可连接 08

4.3 M2：可闭环 08

4.4 M3：可生产 08

4.5 M4：可复制 08

05 生态协同：钱塘实施蓝图建议方案 09

5.1 从联合发布走向联合验证 09

5.2 钱塘的区域场景平台价值 09

5.3 从场景验证形成可复制成果 09

06 项目团队的实用行动建议 10

全文结论 11

# 01 工业物理 AI 从验证走向生产

## 1.1 从数字智能走向物理世界

物理 AI 将人工智能带入物理世界。它将感知、推理、决策与行动结合，使机器人、机器和智能设备能够依据现场信息作出判断，并通过电机、机械臂、工具等执行机构作用于物理世界。与主要生成或分析数字内容的 AI 不同，物理 AI 在真实环境中运行，运动、时序、物理约束和安全要求都会直接影响结果。

本报告所讨论的工业物理 AI，是指将人工智能、传感器、连接、计算、工业控制和执行系统相结合，用于感知工业环境、进行辅助或自主决策，并完成实际生产任务的系统。

例如，自主移动机器人在工厂搬运物料时可以识别人员和障碍物；视觉引导的机械臂可以识别不同摆放位置的零部件并调整抓取方式；智能检测系统可以识别潜在缺陷，调整相机或产品位置以进一步检查，并将产品送往后续复核。这些系统不仅分析数据，还利用数据影响实际物理过程。

具身智能机器人是重要载体，但工业物理 AI 并不限于人形机器人，也包括移动机器人、机器视觉系统、智能装备、自主车辆和其他能够与工业环境实时交互的自主系统。

工业现场受到时序要求、空间、设备、工艺、材料、能源可用性与能效，以及人员、设备和运行安全等多重约束。模型能够在实验条件下完成任务，并不代表整个系统已经达到生产可用水平。工业物理 AI 也不是简单地为机器人接入大模型，而是建立感知、决策、控制、反馈和学习之间的完整闭环。

## 1.2 工业场景的验证价值

工业生产任务通常可以分解为具体工序，其效果能够通过质量、节拍时间[1]、成功率、安全和成本等指标衡量。工业场景因此可以同时承担技术验证、生产质量验证、数据生产和商业价值验证等功能。

工业物理 AI 不是对传统自动化的简单替代。传统自动化在工业控制、功能安全和工程治理方面形成了长期积累；人工智能则增强了系统在感知、推理、任务规划和环境适应方面的能力。工业物理 AI 要进入生产环境，需要将两者结合，在保证安全和运行可预测性的基础上提升生产柔性。

工业具身智能的早期探索通常关注机器人能否完成抓取、搬运、分拣、装配或巡检等任务。这些验证可以证明技术可行性，但单次成功不足以证明生产价值。真正的突破，是让完整系统能够长期、安全、稳定和经济地完成有价值的生产任务，并逐步从一个工位复制到更多产线和工厂。

[1] 节拍时间：为满足客户需求，连续产出一件产品所允许的最长目标时间间隔，用来匹配生产节奏和客户需求速率。

# 02 规模化落地的核心挑战

工业物理 AI 进入真实生产环境后，需要在持续变化的工况中完成感知、决策和行动，同时满足生产、安全、成本和责任管理要求。规模化的主要瓶颈通常不在于单项技术是否可用，而在于不同技术能否有效集成并持续运行。

## 2.1 数据与模型闭环

工业物理 AI 依赖机器人在真实环境中产生和使用多模态数据，包括图像、位置、动作、力矩、设备状态、任务结果和人工干预记录。这些数据通常与特定设备、工位、物料和工艺条件密切相关，采集成本较高，直接复用也受到限制。

数据规模并不直接等于数据价值。可用于训练、评测和持续优化的数据，应具有任务、时间、环境和版本上下文，并能够追溯执行结果。失败样本和异常记录同样重要，因为生产系统不仅要提高平均成功率，还要识别低频但可能造成重大影响的风险。

模型从训练到生产部署，需要经过评测、验证、受控发布和生产观察。数据、设备和模型版本应保持可追溯，并具备明确的适用范围和回滚条件。跨企业项目还应在早期明确数据权属、授权范围和复用条件。




图 2-1 工业物理 AI 的数据、模型与生产运行闭环

## 2.2 连接与计算协同

不同任务对连接和计算具有不同要求。安全保护和高频运动控制强调确定性与本地可用；复杂感知和多机器人协同可能需要共享边缘算力；大规模训练和跨场景分析则更适合在私有云或中心计算资源中完成。

连接与计算能力最终需要服务于完整的生产任务。因此，评价时不能只比较峰值速率、单次时延或芯片算力，还应关注从数据采集、传输和处理到任务执行的端到端表现，以及异常情况下的恢复和降级能力。

## 2.3 工业系统集成

真实工厂通常要求工业物理 AI 系统适应既有生产体系。机器人及其连接、计算和控制系统需要与生产设备、工业控制系统、制造执行系统、仓储系统、质量管理系统和安全系统协同，并遵守已有工艺流程和责任边界。

工业设备生命周期较长，新模型和软件需要与不同年代、供应商和协议的设备共同运行。完全替换既有系统往往成本较高，也可能增加生产风险。因此，开放接口、模块化部署和分阶段改造，通常比一次性重建完整技术体系更具可行性。

工业自动化和数字孪生能力可以帮助定义工艺及安全约束，支持仿真验证和真实产线接入。机器人、网络、计算、模型和工业系统还需采用统一的任务标识、时间基准和运行记录，以支持跨系统故障定位。

## 2.4 安全与商业可行性

工业物理 AI 需要同时管理人员和设备安全、网络与数据安全、模型更新风险，以及供应链和远程运维风险。安全管理应贯穿需求、开发、测试、部署、运行和更新全过程。

技术可靠也不等于商业可行。项目需要综合评估生产表现、连续运行、人工干预和风险改善，并计算现场改造、连接、算力、软件、数据和运维等全生命周期成本，与人工或传统自动化方式进行同口径比较。只有当生产价值、风险和总成本得到共同验证，技术成果才可能转化为规模化投资。

# 03 连接与边缘智能架构

工业物理 AI 需要在机器人等终端设备、现场网络、边缘计算和中心云之间合理分配任务。架构设计的重点不是将所有数据和计算集中到某一层，而是根据安全、实时性、数据治理和成本要求建立合理分工。




图 3-1 工业物理 AI 系统参考架构

## 3.1 端、边、云的任务分工与网络协同

工业物理 AI 需要在机器人本体、现场边缘和中心云之间分配计算与控制任务，并通过网络实现数据、模型和运行状态协同。具体部署应根据任务对安全性、实时性、算力、数据治理和成本的要求确定。

机器人本体和现场控制系统应优先承担急停、运动控制、状态估计和其他安全关键及高实时性任务。当网络、边缘节点或上层软件出现异常时，机器人应能够安全停机，或切换到预先设定的受限运行模式。

现场边缘适合承担多模态数据预处理、复杂感知与推理、多机器人任务调度、共享地图等任务。边缘计算的价值不只是提供更多算力，还包括根据感知、推理、规划和控制任务，对不同类型的计算资源进行异构编排，并支持资源隔离、版本管理和运行监测。

私有云或中心计算资源更适合承担模型训练、大规模仿真、跨场景分析和全局模型管理。具体任务部署在本体、边缘还是云端，应由生产任务反推，而不能只依据单个计算节点的峰值性能决定。

| 层级 | 适合承担的任务 | 主要约束 | 基本原则 |
| --- | --- | --- | --- |
| **机器人本体及现场控制系统** | 急停、运动控制、状态估计、安全关键任务 | 实时性、功耗、功能安全 | 断网或上层系统异常时仍能保持安全 |
| **现场边缘** | 多模态数据预处理、复杂感知与推理、多机器人调度、共享地图 | 任务时延、算力竞争、版本管理 | 支持资源隔离、优先级管理和运行监测 |
| **私有云或中心计算资源** | 模型训练、大规模仿真、跨场景分析、全局模型管理 | 数据治理、带宽、成本 | 根据生产任务和数据要求决定部署位置 |

表 3-1 工业物理 AI 端、边、云任务分工

## 3.2 5G 和 5G-Advanced 的作用

5G 和 5G-Advanced 可以在移动作业连续连接、多机器人协同、多模态数据上行、边缘智能接入和统一连接管理等方面发挥重要作用。

自主移动机器人可能跨越工位、产线和仓储区域，需要在移动过程中保持业务连续；多机器人协同需要交换任务状态、地图和调度信息；视频、点云及设备运行数据也可能产生持续上行需求。5G 与边缘处理相结合，可以在数据传输、现场预处理和事件触发上传之间进行平衡。

## 3.3 多种技术协同

工业现场将长期并存工业以太网、Wi-Fi/ 星闪、5G 及 5G-Advanced 和近距离无线技术。固定设备、安全关键控制、移动作业和机器人内部连接具有不同要求，不存在一种技术能够以最优成本满足所有任务。

连接技术应根据设备移动性、数据量、实时性、安全要求、覆盖范围和生命周期成本进行选择。相关架构还应贯通任务、数据、模型和运维信息，并通过统一标识、时间基准和版本记录支持异常定位。

面向未来，可以基于 5G-Advanced 真实场景积累的数据，进一步识别 6G 在通感融合、网络智能和多机器人协同方面的需求。

# 04 面向生产可用的工业物理 AI 成熟度模型建议框架

工业物理 AI 的价值不能仅通过一次演示是否成功来判断，而取决于系统能否在真实生产条件下持续、安全并经济地完成任务。

本报告结合贡献方的实践观点，提出 M0 至 M4 五阶段成熟度模型，作为工业物理 AI 项目的实用管理工具。该模型用于帮助项目参与方统一项目目标、规划测试方法和证据要求、评估进展，并判断生产部署与复制的准备程度。该模型旨在提供实践参考，不是正式的国家或行业等级标准，也不对应自动驾驶等领域的自动化等级。

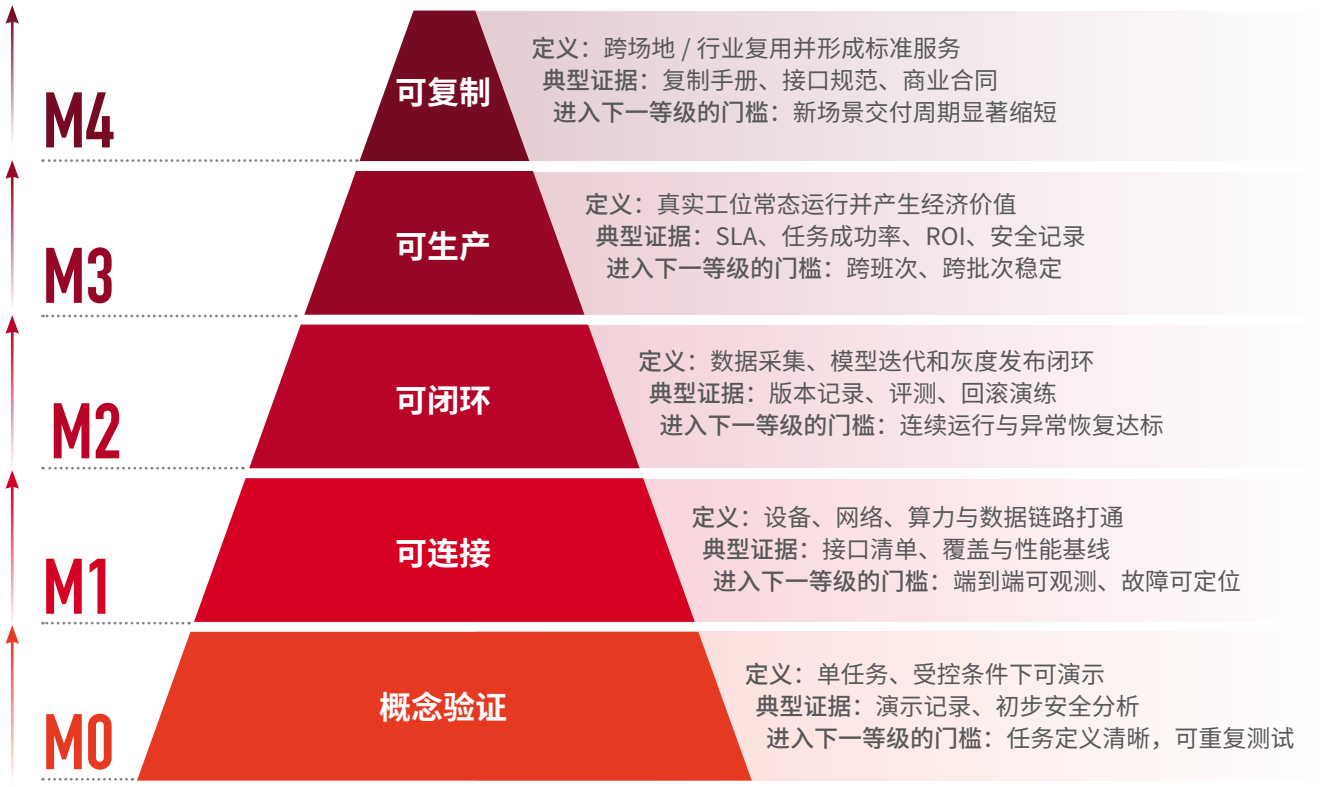


表 4-1 工业物理 AI 项目成熟度模型建议框架

## 4.1 M0- 概念验证

系统能够在受控条件下完成单一或有限任务，初步证明机器人、模型、连接和计算等基本技术路径可行。

这一阶段应明确任务定义、测试条件、设备和模型版本、样本数量及失败情况，避免将单次演示成功直接视为能力成熟。

## 4.2 M1- 可连接

机器人、网络、算力、数据和必要的工业系统接口能够打通，基本的端到端数据与任务链路可以运行。

这一阶段不仅要证明设备能够联网，还应建立基础的身份、接口、时间同步和运行记录，使任务、网络和计算状态可以被观察，异常可以被初步定位。

## 4.3 M2- 可闭环

系统能够形成数据采集、模型评测、受控发布、生产观察和异常回滚的基本闭环，并能够在一定时间内重复执行任务、处理常见变化。

除任务成功率外，还应关注连续运行、人工接管、异常恢复和安全降级能力。网络、边缘节点或上层软件发生异常时，系统应按照预定方式进入安全状态或降级运行。

## 4.4 M3- 可生产

系统能够在真实工位中持续运行，并达到明确的质量、节拍时间、安全、成本和运维要求。

评价对象应覆盖机器人、场景改造、连接、算力、软件、数据、系统集成和运行维护，而不只是机器人本体。项目还应与人工或传统自动化方式进行同口径比较，证明其生产价值和商业可行性。

## 4.5 M4- 可复制

系统能够以相对可预测的成本和周期迁移至新的工位、产线或工厂，并形成可以复用的场景描述、接口、测试、部署和运维方法。

如果每进入一个新场景都需要重新开发和集成，项目仍属于高度定制的工程，而不是可规模化推广的解决方案。

生产级评价应覆盖任务表现和人工接管、连续运行和异常恢复、端到端连接与计算表现、数据和模型可追溯性，以及安全、单位任务成本和复制周期。所有结果都应说明测试条件、样本量、系统版本、人工参与方式和适用边界。

| 维度 | 一级指标 | 说明 |
| --- | --- | --- |
| 任务 | 成功率、节拍时间、质量、人工接管率 | 以完成业务任务为最终指标，需披露样本量与工况 |
| 连续性 | 连续运行时长、MTBF、恢复时间 | 区分计划停机、异常停机与外部原因 |
| 网络 | 端到端时延分位数、抖动、可用性、上行吞吐 | 按业务流和覆盖区域分别统计 |
| 算力 | 推理时延、吞吐、资源占用、能效 | 以实际模型和输入规模测试 |
| 数据 | 有效率、完整率、同步误差、复用率、单位成本 | 同时统计失败样本与人工投入 |
| 安全 | 危险事件、保护触发、补丁时效、回滚成功率 | 零事件不等于零风险，需记录暴露量 |
| 经济 | 单任务成本、TCO、回收期、利用率 | 与人工 / 传统自动化基线同口径比较 |

表 4-2 应用成熟度模型的评价维度

# 05 生态协同：钱塘实施蓝图建议方案

本章提出面向杭州钱塘的实施蓝图建议方案，整合区域场景协调、连接、计算、工业自动化、机器人和真机数据生产等能力。本章将第二、三章讨论的能力与架构同第四章提出的成熟度模型相衔接，说明如何在区域实施计划中组织合作伙伴、场景、验证活动和可复用成果。

## 5.1 从联合发布走向联合验证

多方合作的价值不在于联合署名，而在于能否形成持续运行和可重复验证的产业能力。联合实施前，应明确数据使用、模型及软件版本、接口变更、测试结果发布、知识产权和异常责任等基本边界。

本报告的贡献方分别从区域产业组织、工业 5G 与边缘协同、异构计算与人工智能部署、工业控制与数字孪生、机器人持续作业以及真机数据生产与数据质量管理等方面提供了实践观点。这些能力之间的协同，是工业物理 AI 从单点技术验证走向生产应用的重要基础。

## 5.2 钱塘的区域场景平台价值

杭州钱塘拥有汽车及零部件、生命健康和智能装备等制造业场景，可为产业需求与技术能力的对接提供真实环境。

蓝图建议将运营枢纽、训练与数据采集、仿真与封闭验证，以及制造企业真实工位组织为网络化体系，连接受控试验与持续生产。

这种模式的核心不是集中建设一个大型展示空间，而是将公共验证资源、机器人和技术企业以及制造企业真实工位组织为协同网络。政府和区域产业组织可负责场景开放、资源协调和公共服务；企业则根据各自能力参与连接、计算、机器人、工业控制、数据和系统集成。

## 5.3 从场景验证形成可复制成果

建议首批场景覆盖汽车及零部件、生命健康、装备制造、真机数据生产、精密装配，以及危险或特殊作业。实施可从两三个边界清晰的工位切入，建立最小运行闭环，再扩展至多机器人和跨工位运行，进而形成复制包。

区域平台应将项目经验沉淀为场景模板、数据规则、接口规范、测试方法和部署指南，从而减少后续项目重复定义、测试和集成的成本，并为进一步的标准讨论提供真实场景证据。

项目进展应通过持续运行表现、经验证的商业价值、企业持续参与和跨场景复制效果衡量。

所提出的 M0 至 M4 模型，可为各阶段的验证和评估提供参考：M0 关注受控条件下的任务可行性；M1 关注连接与可观测性；M2 关注数据、模型与运行闭环及安全恢复；M3 关注持续生产表现与商业可行性；M4 关注跨工位、产线或工厂复制。该实施建议旨在降低项目风险、增强试验证据，并支持可重复部署。

# 06 项目团队的实用行动建议

结合贡献方的实践观点及本文讨论的方法，以下步骤可为工业物理 AI 项目的场景选择、技术设计、测试、治理及可复用成果沉淀提供参考，不构成 GSMA 的正式建议。

01 从生产价值可衡量、现场条件可改造、数据可以获得且风险可控的任务切入，先形成最小验证闭环

02 由生产、安全和经济性目标反推机器人、网络、算力和数据配置，避免脱离场景追求参数极值

03 建立本体、边缘和云合理分工的开放架构，使关键组件能够被测试、升级或替换

04 统一任务定义、测试条件、数据和统计口径，并明确数据使用、版本变更、结果发布和异常责任

05 将项目形成的场景模板、接口规范、测试方法和部署经验沉淀为可复制成果，为后续标准化和跨场景推广提供基础

# 全文结论

工业物理AI规模化的关键，不是让机器人完成一次更复杂的演示，而是让数据、连接、计算、工业控制、安全和运营形成闭环，在真实生产中持续创造价值。

5G 和边缘智能可以扩展移动作业、多机器人协同和现场数据处理能力，但其价值最终需要通过生产结果验证。钱塘实施蓝图建议方案说明，如何围绕共同场景、评价方法和分阶段实施路线组织互补能力，支持工业物理 AI 从概念验证走向生产应用。

面向下一阶段，产业各方需要以真实生产任务为牵引，围绕场景开放、联合验证、分级评测和持续运营形成协同机制，并将验证结果沉淀为可运营、可比较和可复制的方法，推动成熟能力在更多工厂和生产场景中规模化应用。





**GSMA** 总部
**1 Angel Lane**
**London**
**EC4R 3AB**
**United Kingdom**

电话: +44(0)20 7356 0600
传真: +44(0)20 7356 0601