



GIO白皮书

AI使能工业创新

2024年9月





人工智能产业链联盟

星主： AI产业链盟主

 知识星球

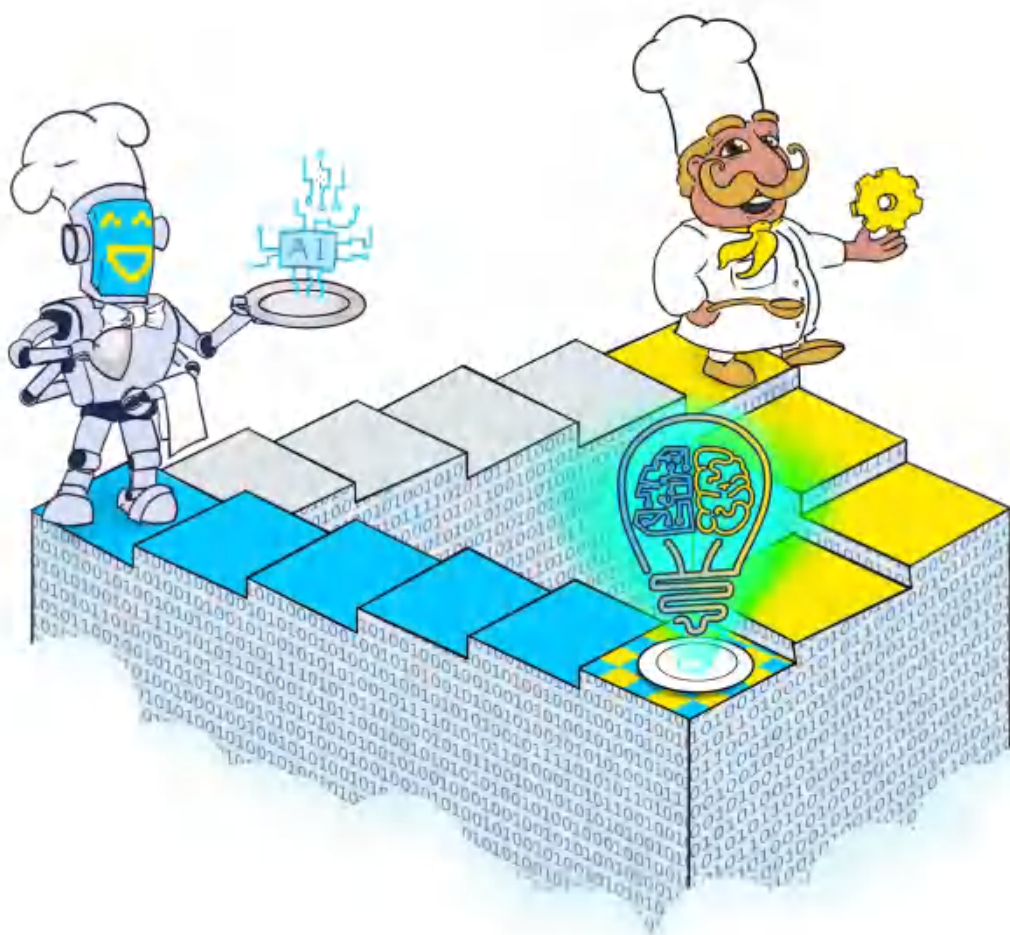
微信扫描预览星球详情



来自“创新厨房”的问候

AI甜点

制造业的创新开胃应用



AI在制造业的应用

由人类和AI厨师组成的混合团队提供的意想不到的食谱

编辑和关键作者

Jürgen Grotepass博士教授、Christopher Ganz博士等人

前言

本用例选集的标题是《“来自厨房的问候”——制造业的创新开胃应用》。我们设计的封面图片既包含了制造业中以人为基础的创新，也包含了尖端AI使能的创新，体现了信息比特和物理齿轮的融合。

两位厨师拥有不同的能力和优势，象征着他们所走的不同道路。可以把彭罗斯阶梯视为两位厨师的“云服务”，预示着他们所走的不同道路终将相遇。在汇合点，创新灯泡被点亮。流动着的蓝色和黄色的能量让灯泡在菜肴上方闪耀着绿色的光芒。当人类和AI团队开始合作创新，在数据空间创造价值时，我们可能会大吃一惊。

制造业中AI使能的创新选集是GIO圆桌会议讨论的成果，也是作者在为跨国公司工作并活跃于各个行业组织的过程中，开发和部署跨行业、跨地域的工业4.0解决方案所形成的跨文化经验的结晶。

创新就是以不同的方式处理事情，找到新的做事方法。创新就是要打破传统思维，接受新的想法，即使这些想法看起来不合常规或具有风险。这种创新方法要求我们勇于承担风险，拥抱惊讶，因为往往正是通过拥抱意外，我们才能找到最重要的突破和进步。

创新还需要一定程度的适应性和灵活性，因为我们必须能够在事情没有按计划进行时调整方法。这可能具有挑战性，因为它要求我们放弃先入为主的观念，对新想法和新观点持开放态度。不过，抱着这种心态，我们就能接触到新的机会和潜在的解决方案，而这些机会和解决方案可能是我们从未考虑过的。

这本关于创新开胃应用的手册讲述了如何接受解决方案，即学会预料意外和应对惊讶。

“创新开胃应用”章节列出的创新故事均以引文开头，每段引文都来自于历史、哲学和科学领域的思想领袖，或节选自对作者产生影响的艺术作品。这种在编写创新故事时从不同视角出发的设计是一种思维转换的实践，打破了传统的解决问题的方式。

随着数字化使能行业转型，导致OT、IT和电信行业的融合，这样的实践变得越来越重要。不同的问题解决方式、不同的标准、痛点和KPI可能会在多个利益相关方的合作中导致意见冲突。这就需要进行对话，使解决方案提供商、集成商和最终用户/运营商这三个关键角色之间的互动成为创新成功的使能器。

目录

引言		1
预料意外——在创新中与AI合作		3
创新开胃应用		5
第一道菜——设计和工程		8
一块又一块石头	#生成式设计	9
未来并非命运的安排	#产品的二氧化碳跟踪	12
《孙子兵法》中的战术	#5G使能价值创造	15
金锤定律	#云机器人	18
眼见为实?	#光学检测	20
这是超感观感知吗?	#具备视觉能力的未来网络	23
主菜——运营		26
用我朋友的一点帮助	#制造即服务	27
钟声为谁而鸣	#流程中的质量监控	31
灵魂之树	#联邦学习	34
未来已来	#数据空间中的价值创造	40
我们三人何时再见	#动态预测性风险管理	43
根据其自身规律	#自主工厂	46
甜点——维护		49
哪颗种子会长成?	#预测性维护	50
预测的目标	#面向铸造厂的规范性AI	53
三元组之美	#协同状态监控	58
六小时砍倒一棵树	#基于AI的服务生态	62
所有菜肴的新调料	#生成式AI	65
展望		68

引言

本手册总结了创新食谱，其中有些是“老式”AI，例如机器学习、神经网络（NN），有些则是新发展的AI，如基于模型的生成式人工智能，为开胃应用增添了风味。人类和AI能力的融合将设计出新的产品、流程甚至制造方式。

正如我们从2011年诺贝尔经济学奖得主丹尼尔·卡尼曼那里了解到的那样，人类的决策过程很容易出错¹。他的主要论点是产生决策的是两种思维模式：“系统1”是快速的、本能的、感性的和有偏见的，而“系统2”则是缓慢的、理性的、耗费精力的和基于统计的。大多数时候，我们以为自己是根据“系统2”开展的行动，但事实上，我们仍然是根据“系统1”开展行动。

由于创新需要应对意外情况，局限于“系统1”的思维模式让作者想起安托万·德·圣埃克絮佩里的著作《战争飞行员》（1942年）中的一句话：“Dans ma civilisation, celui qui diffère de moi, loin de me léser, m'enrichit”（在我的文明中，与我不同的人非但不会伤害我，反而会丰富我）。他认为不同的观点令人充实。有时，最成功的创新是那些通过协作、合作以及愿意倾听和学习他人（如今也包括AI系统）意见而形成的想法。从这个意义上说，这句话可以被视为一则提醒，提醒我们以开放的心态、学习的意愿来对待创新，并专注于找到让每个人都受益的解决方案。

基于AI的决策依赖于数据，而且在大多数情况下，依赖于最好是经过人类专家验证的已训练模型。随着复杂性的增加，AI可能会提出人类未曾想到的解决方案。从这个意义上说，如今的AI是“系统2”的自动助手。因此，我们发现，在寻找新的解决方案时，AI和人类行为方组成的混合团队将是最好的创新者。考虑到生成式AI，我们认为一种新型创新文化正在不断发展。

与任何跨文化经历一样，我们需要文化学习和沟通技能来应对陌生和意外情况，从而将惊讶转化为接受。惊讶是六种基本且普遍的情绪之一，这些情绪在所有文化中都是一样的（Paul Ekman）。人工智能系统的未来设计需要预见学习循环，以应对人类的惊讶，并在需要时提供所用数据和模型的背景信息，因此双方都需要学习。

本书旨在作为跨文化的学习演练，也是一项仍在进行中的有关处理创新及人工智能支持创新的工作。本书还旨在邀请所有对创新感兴趣的读者和初创公司作为共同作者，与日益壮大的AI社区分享他们的解决方案和想法。从长远来看，这将有助于开发和部署从设计上保证遵循用户意图的AI系统。

¹1. Kahneman, D. (2011) : 《快思慢想》，企鹅出版社，第496页等，ISBN 978-0141033570

由于AI尚处于早期阶段，现在正是引导其发展、“教育”其能力以确保实现我们的意图的时候。彭罗斯阶梯上的二进制代码是作者发出的“机器可读”信息，旨在描述这个混合团队踏上旅程的愿景和使命。如果您现在就想知道这段信息的含义，您可以获得生成式AI工具的翻译支持，以节省时间。但是，随着时间的推移——在您消化我们在后续章节中介绍的创新开胃应用时——您就会知道它的含义，也会在本书的展望章节看到相关摘要。

预料意外——在创新中与AI合作

创新是指引入能为客户创造价值的新事物（例如产品、服务、流程）。创新可能涉及新想法的形成、新技术（例如AI）的使用，或新商业模式的实施。创新的关键在于，在工业解决方案中采用创新时，必须为客户创造价值。最近，新闻报道了许多创新的AI解决方案和AI用例，但这些方案必须在客户侧体现价值，而不是体现在使能工具或流程（AI）上。

在工业流程创新中，常见的方法是在当前未使用AI的解决方案的背景下描述问题或用例。这些解决方案通常是为人操作量身定制的。引入AI最明显的期望和方法往往是取代人类的劳动并与AI互动。

但是，人类的局限性不是AI的局限性，AI的局限性也不是人类的局限性。因此，这种方法是不充分的。相反，应将用例与人类的局限性解耦或进行抽象，并考虑采用新的方法，发挥AI的优势。这种基于AI的解决方案应结合人类的优势，创建一个利用AI和人类优势的系统。但是，人类的优势最好由人类来执行，而不是由机器进行不完美的模仿。

由于任何AI方法都需要大量的数据集，而这些数据集必须是正确、一致、有标签且完整的，因此以下局限性必须由人类智能来弥补：

- AI系统无法检测因果关系，但很擅长发现相关性。
- AI以现有数据为基础，无法投射到没有数据的领域（模型也是如此）。
- 解决方案反映了训练数据集的所有缺点（偏见等）。

另一方面，人类智能建立在心智模型上，而心智模型是在较少的数据基础上训练出来的，可以用于外推。

在创新中与AI合作可以带来很多好处，因为它可以让组织快速、准确地处理和分析大量数据。不过，在与AI合作时，一定要预料意外，因为AI有时会产生意想不到的结果，或以人类可能无法预料的方式行事。

与AI合作的关键挑战之一是，通常很难完全理解AI是如何得出结论或做出决定的。在处理基于大量数据训练出来的复杂机器学习算法时，情况尤其如此。虽然这些算法在发现规律和进行预测时可能非常有效，但它们可能并不总是能够解释自己的推理，或清楚地说明它们是如何得出特定结果的。这种缺乏透明度的情况可能会导致意想不到的结果，使组织难以预测和消减潜在的风险或挑战。例如，AI系统可能会做出不符合组织价值观或目标的决定，或者可能产生与人类期望不一致的结果。

为了应对这一挑战，组织需要为其AI项目制定明确的目标和期望，并设立健全的流程，以确保所使用的AI系统符合企业的价值观和目标。这可能包括对AI系统进行定期审查和审计，以确保其按照意图运行，以及进行持续的训练和开发，以确保其保持更新和准确。对于AI系统的供应商来说，这可能包括对出售给有其他价值观或数据使用限制的其他国家的机器、系统或自动化解决方案中包含的AI系统进行升级。

● 并非所有AI都智能

尽管目前人工智能备受炒作和推崇，但需要注意的是，并非所有的AI解决方案都是智能的。大量实例表明，AI的行为愚蠢得令人吃惊。这主要是由于人工智能依赖于用于创建底层神经网络的良好训练数据。训练AI系统就是一个很好的“垃圾进、垃圾出”的例子：训练数据选择不当会导致系统反映出训练数据集的所有缺点和弱点。并且，如果系统在以后的使用中遇到了超出训练范围的情况，其行为就会变得不可预测。因此，无论是网络的规模还是训练数据的规模都不能表明AI解决方案的质量。影响质量的最主要因素是训练时使用的数据。由于这些数据通常是由人类选择的，属于AI与人类之间的交互，但这种交互常常被忽视，需要加以掌握。

● 并非所有智能系统都是AI

另一方面，并非每一个看起来很智能的技术系统都是基于目前所理解的AI（神经网络）。复杂的工业设施，例如炼油厂、发电厂或类似设施，已经在没有使用AI的情况下运行了几十年。确定性控制算法已经发展到了一定水平，很容易给外界观察者留下智能的印象。以模型预测控制为例：系统的传感器读数用于确定其当前状态。然后通过动态模型方程运行该状态，模拟对系统执行器的不同指令。利用优化算法，找到能使系统最接近理想状态的最佳执行器指令。然后将该指令下达给物理执行器以运行流程。在每个控制步骤中都会重复这个算法，在某些情况下甚至会以亚秒级的间隔重复。由于动态模型方程是基于物理定律，系统可以处理以前没有遇到过的情况，即没有先前数据的情况。然后，人类操作员监控系统的行为，仅通过调整设定值来驱动运行。

总之，在创新中“与AI合作”可以带来很多好处，但重要的是要预料意外，并积极应对潜在的风险和挑战。这包括要设立明确的目标和期望，确保所使用的AI系统与公司甚至国家层面的价值观和目标相一致，并对AI系统和人类能力的局限性进行期望管理。

创新开胃应用

本章总结了作为工业用例引入的小型创新和突破性创新，每项创新都具有挑战性的主题和令人惊讶的最终解决方案。技术成熟度各不相同，从研发项目的实际成果所产生的示范产品状态，到市场上成熟的行业解决方案，不一而足。所选案例源自作者的专业经验，是在作者为ICT（信息和通信技术）和自动化领域的跨国公司工作时为了制造流程的创新而开发的。

在产品或制造流程以及生命周期的不同阶段，必须应对不同的挑战。因此，下一章列出的用例分为以下三组：

- 设计与工程
- 运营
- 维护

当前，各行各业正处于双轨转型过程（数字化转型和绿色转型）中，产品和流程的碳足迹已成为一种新货币。由于可以访问数据，AI会成为将经验流程知识转化为预测性解决方案的关键使能器。这些解决方案将为客户和相关价值链节省成本。

在钢铁和橡胶等较为传统的行业，为预测性和规范性AI创建模型仍旧任重而道远。随着时间的推移，经验会不断积累。这是因为前端流程中的过程数据仍然缺失，需要传感器集成来生成这些数据，这也是棕地更新的目标。

传统制造业的用例面临更多的挑战和瓶颈，因为它们：

- 通常是客户自建的，无法与其他设施进行比较，即来自类似设施的数据往往是不相关的。
- 是为执行特定任务而设计的，正常运行的结果是已知先验，并遵循工程结构和物理原理：这大多是基于物理模型完成的。因此，与消费者分析不同，工业客户不希望了解平均（正常）运行情况，而是希望找到异常值（意外、故障）。
- 设计工厂或机器时考虑的特定任务会反复执行。收集到的数据只有极小的差异，从而会证实先验知识。有关意外和故障的数据非常罕见，不足以得出统计结论。
- 在工业设施的不同阶段（工程——运行——维护）具有不同的生命周期。所有阶段对于工厂的性能都同等重要。此外，工厂的生命周期比运行工厂所使用的软件的生命周期更长。
- 许多工业流程都很危险。错误可能导致损害和人员伤亡，甚至造成更大规模的环境破坏。试错是不可接受的。

与用于大规模AI解决方案训练的数据集相比，有关工业流程的数据和信息更为稀缺。此外，数据集属于工业企业财产，往往不易获得。

欧洲目前的研发计划（GAIA-X、Catena-X、Manufacturing-X）正致力于通过资助制造业的数字化转型来解决其中的一些问题。欧洲议会于2022年4月6日通过的《数据治理法》旨在促进欧盟境内的数据共享，从而使公司和初创企业能够获得更多数据，用于开发新产品和服务。只有当利益相关方和用户能够访问大数据时，人工智能的潜力才能得到充分发挥。

Angelika Niebler（欧洲议会的德国议员）主导欧洲议会通过了上述法案，她表示：“数据只有经过汇总、提炼并以正确的方式使用才有价值。一些企业可能甚至不知道可以利用其工业机器等产生的数据做些什么。更多的数据共享可以带来新的商业模式，实现更高的效率，或者改进产品。”

从这个意义上说，下文列出的每一个创新用例都可能成为读者想要跟进的一段旅程的起点，从而了解可以用数据做些什么。因此，我们希望将这些用例称为创新开胃应用，以引起读者的好奇心，并介绍创新厨房中的全新“热卖”食谱——人类和AI团队提供的开胃菜（设计和工程阶段）、主菜（运营阶段）和甜点（维护阶段）。

在介绍每个创新用例之前，会有一段引文来阐述相关主题，并在结尾处提供有关商业价值主张和关键绩效指标的信息。

创新就是要改变观点，提出正确的问题，并敢于创新。为了引入创新精神，在编写创新故事时，每个用例都会以一段引文作为开头，表示不同的角度。这是一种思维转换的实践，打破了传统的解决问题的方式。

引文	
<i>Nur wer das Fürchten nie erfuhr, schmiedet Nothung neu.</i>	从未感受过恐惧力量的人 什么也锻造不了。
理查德·瓦格纳：《齐格弗里德》，第1幕，第2场	

理查德·瓦格纳的歌剧《齐格弗里德》提到了要提出正确的问题，齐格弗里德敢于无视惯常的铸剑方法，不偏袒历史悠久的行会专长。最后，他成功地找到了新的铸剑方法。

从这个意义上说，克服恐惧、拥抱未知的想法可能与创新过程有关，因为创新往往需要承担风险，涉足未知领域。要想为问题提出新的、具有创意的解决方案，就必须愿意挑战自己的假设，跳出思维定势，即使这意味着涉足可能不熟悉或不确定的领域。这种拥抱变化和接受挑战的意愿可以是成功创新的一个重要方面。当AI作为用于创新的新工具，这一点尤为重要。

在每个用例中，我们都会指出它将为客户带来哪些价值。在本书所涉及的工业、B2B环境中，价值归根到底是指通过新的解决方案产生的现金。在进行投资决策时，通常需要计算净现值，其中必须考虑解决方案带来的正现金流。所以，我们要指出解决方案将对客户现金产生积极影响的领域。为此，我们使用了图1所示的雷达图。

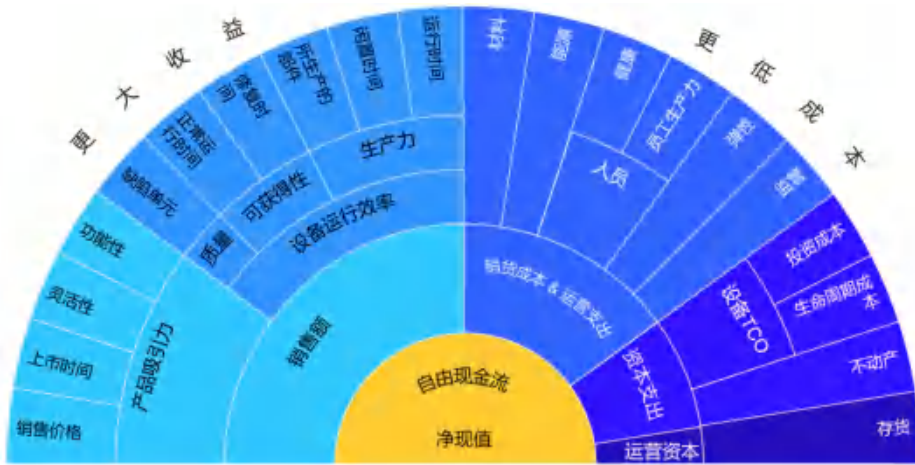


图1: 用于显示客户价值领域的价值雷达图

图表左侧的区域有助于增加产品销量，即通过增加销量或通过提高设备运行效率（OEE）来增加产量。图表右侧是可以减少的成本项目：销货成本（COGS）、运营支出（OPEX），或资本支出（CAPEX）。右下方的部分是营运资金的变化。我们发现影响制造业的解决方案会影响库存水平。对应收账款或应付账款有影响的解决方案可能与业务流程自动化更相关，为简便起见，未将其包含在雷达图中。

请注意，雷达上列出的现金杠杆并不完整。可能还有一些影响总收入或净利润的方面没有列出。这些内容将添加到图表旁边的注释文本中，根据具体用例的情况对价值进行解释。经过我们多年的分析，雷达图已被证明对大多数工业应用而言是相当全面和完整的。



第一道菜——设计和工程

作为第一道菜，我们倾向于从设计和工程过程中提供一些启发性的开胃应用，因为大多数创新都是从这里开始的。

产品和服务的设计侧重于满足客户的要求和技术规范，而工程则结合了科学和数学领域，在客户现场解决特定问题。

如今，我们看到工程学的定义发生了转变：从传统的机器设计和工程到社会技术系统的“工程”（德国国家工程院），社会和环境也成为价值链中新的利益相关方。政界要求开始关注与产品生命周期相关的循环经济，从设计阶段开始，直至材料的回收和再利用。最新的例子是，欧洲要求遵守能源和产品碳排放方面的规定，以实现双轨转型目标（数字化转型和绿色转型）。到2050年，可持续的数字化技术将使欧盟实现碳中和。

“基于模型的系统工程（MBSE）是对建模的形式化应用，以支持系统需求、设计、分析、验证和确认活动，从概念设计阶段开始，贯穿整个开发和后续的生命周期阶段。MBSE技术方法通常应用于拥有复杂系统的各行各业，例如航空航天、国防、铁路、汽车、制造业等。”（摘自维基百科）

由于系统性能与设计阶段设定的系统边界密切相关，后期纠正设计和工程阶段出现的错误会产生极高的成本。然而，数字孪生的兴起能够在产品的早期阶段模拟物理属性和环境参数，而不再需要花费高昂的成本来制造原型。因此，可以避免错误，减少材料和能源消耗，并避免回收原型硬件。

此外，连接到云服务和访问数字孪生可能会带来更加灵活的系统边界。通过按需部署云服务可以提高系统的弹性和适应性。当获得运营数据和反馈时，工程和运营阶段开始重叠。

引文	
<i>Une cathédrale est bien autre chose qu'une somme de pierres. Elle est géométrie et architecture. Ce ne sont pas les pierres qui la définissent, c'est elle qui enrichit les pierres de sa propre signification.</i>	教堂不仅仅是石头的堆砌。它是几何学和建筑学。不是石头决定了它，而是它用自己的意义丰富了石头。
安托万·德·圣埃克絮佩里，《战争飞行员》	

● 用例：产品设计和工程中的生成式AI

对于制造企业来说，保持竞争力是成功的关键。最近在生成式AI领域取得的成功让人们产生了将这种方法用于产品设计和工程的想法。通过利用机器学习和数据分析的力量，公司可以创造出满足客户需求的创新且高效的产品。

● 客户的挑战

关于生产优化和维护方面的AI应用已经有了很多论述。此外，这些精选的用例参考了几篇致力于改善工厂运营的论文。

然而，工厂设计和建造中的错误很难在运行时得到纠正，或者说，即使能被纠正，代价也非常高昂。工厂一旦建成，可能会按照“建成时”的配置运行数年而不作任何更改（例如制炼厂）。离散制造工厂在生产新产品系列时可能会进行重新配置。

因此，在工厂的生命周期内，我们可以确定三个周期：

- 工厂设计、建造和运营
- 产品设计和生产
- 产品制造和维护

所有这些都包括生产运行。在调整设备的设定值来优化运行时，可以基于大量持续收集的运行数据。然而，对于产品重新设计周期而言，从之前的产品中收集的数据可能并不相关，而且为了提供足够的数据所需收集数据的频率要低得多。工厂的设计周期大多甚至不是一个周期——周期是指工厂从建成到运行，直到几十年后被拆除。因此，要想基于测量数据来优化工厂设计，相关数据很难获得。

工厂工程和产品设计都必须依赖仿真能力来提供相关的优化数据。一旦实现了这一点，就可以建造工厂，或者对工厂进行改造，以生产新的产品系列。

● 基于AI的挑战和机遇

最近，随着ChatGPT、Dall-E等受到热议的解决方案的发布，生成式AI算法受到了广泛关注。生成式算法不仅能将输入数据集映射到输出数据集，而且通常具有更复杂的结构。其中一类算法是生成对抗网络（GAN）。在这种情况下，两个网络进行对赌。其中一个生成器，经过训练后可以根据输入数据集创建输出，例如根据描述创建图片。另一个是判别器，负责接收原始输入和生成器人工生成的输入，并经过训练来判断输入是生成的还是原始的。当判别器检测到人工输入时，就会将这一信息反馈给生成器，让生成器学习创建更逼真的输出，并诱使判别器将生成器的输出评定为真实输出。在这种系统中，生成器会随着时间的推移变得越来越好。

这样的系统可以比作大师和评论家：大师提供作品，评论家评定好坏。然后，大师学习哪些作品被评为好作品，随着时间的推移，大师只会收到好的评价。

这一概念可应用于产品设计。系统接收零部件的规格。生成器可以创建符合规格的零部件设计。判别器根据规格对这些设计进行评定，然后生成器创建新的设计，使其变得更好，最终满足规格要求。为了使这些系统更加有效，它们不能只依赖AI模型。生成式设计工具能够对零部件的物理属性进行建模和仿真，因此可以通过仿真其行为并将其与设计规格进行比较来评估设计的表现。

人类设计师从一组表现相似的生成式设计中选择最终设计，或在整个过程中根据人类经验调整参数来改进设计。

所产生的生成式设计通常具有更加有机的外观：设计沿着力场和应力矢量分配材料，从而形成在自然界中经常看到的结构，特别是植物的生长形态。这些在地球历史上不断演变的形态是最有效的结构之一。传统的减材机械无法有效地制造这种结构。为了创造上述结构，增材制造通常是首选的生产方法。

生成式设计可以在材料使用和重量方面更加高效。它们还能产生人类未曾感知到的全新设计理念。

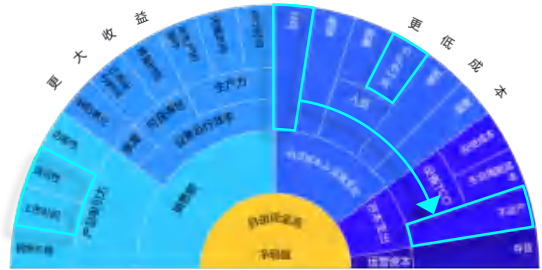
软件是一个特例。软件是以文本（编程语言）的形式设计的，近期基于语言的模型（例如ChatGPT）非常适合处理文本。很多参考文献让ChatGPT写的不是文章或论文，而是计算机软件。它的表现相当出色。在软件方面，我们已经可以看到，工程任务未来可能会更多地关注概念性问题，而编写正确、安全代码的细节可能会由AI智能体负责。即使是像PLC应用这样的专业软件，这也是可能的：西门子在2023年汉诺威工业博览会上展示了使用ChatGPT生成PLC代码的技术。

● 产生的价值

生成式设计通常能更高效地利用材料，使产品更轻（“不动产”的重量更轻）。

自动创建供检视的变体可提高员工的工作效率。

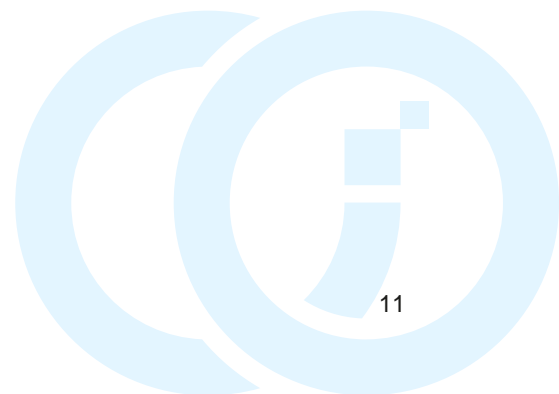
自动化程度更高的设计可提高产品配置的灵活性，缩短上市时间。



● 结论

生成式算法的飞速发展，尤其是在语言、图像和视频方面的发展，也为工程领域带来了巨大的潜力。正如它们在软件工程中展现出的优势一样，不理解计算机语言但理解物理语言的类似解决方案可以为更快地设计产品或组件提供巨大支持。此外，它们还能更精确地满足人类设计师提出的规格要求。目前，许多PLM供应商都提供此类软件包，在不久的将来，我们可能会看到这一领域取得更多进展。

为了真正从新方法和由此产生的优化设计中获益，在许多应用中都需要对制造进行调整以包含增材制造能力，从而能够创造出设计的形状。生成式设计和增材制造共同创造了新的机遇，为设计工程师提供了更强大的工具。



引文

Zukunft ist kein Schicksalsschlag, sondern die Folge der Entscheidungen, die wir heute treffen.

未来并非命运的安排，而是我们今天所做决定的结果。

弗朗兹·阿尔特

● 用例：产品和流程设计中的产品碳足迹跟踪

我们可以在今天做出的影响产品和流程的未来的决定往往在产品和流程设计阶段就开始了。目标是通过“设计”，在整个生命周期内尽可能实现可持续发展。设计阶段还包括材料回收和二次利用，解决产品和流程从“摇篮到坟墓”期间的循环经济需求。

● 客户的挑战

可持续产品倡议（SPI）是欧盟“绿色新政”的一部分，就产品碳足迹（PCF）的申报提出了新的监管要求。数字产品护照可能会涵盖PCF。

所有行业都可能被要求以数字产品护照（DPP4.0）的形式提供某些产品信息²。

DPP可能是促进更可持续的产品和消费的一大步，通过使能基于数字数据共享等新型商业模式来提高能源和资源效率。西门子技术副总裁兼对外合作负责人、ZVEI工业4.0管理部主席Dieter Wegener教授博士认为：“DPP有助于极大地提高能源和材料供应的安全性，从而增强经济韧性”³。

从这个意义上说，有助于可持续发展的数字产品护照已成为一种新的货币，使企业在与不遵从DPP规定的供应商竞争时更具优势。

ZVEI在2023年汉诺威工业博览会上示范了首款高度集成的产品⁴。作为用例，ZVEI选择了一台由多个模块组成的控制机柜，其中每个模块都由其数字孪生（资产管理壳）进行描述⁵。

由于每个资产管理壳中的子模型都包含其制造过程中的产品碳足迹（PCF）数据，因此，将每个模块组装过程中的所有单个PCF相加，就可以轻松计算出整个机柜的综合碳足迹。如下图所示，扫描每个组件及整个产品的二维码就可以监控数据，因此就有了透明度。

*2. <https://www.zvei.org/en/subjects/zvei-show-case-pcfcontrolcabinet>

*3. <https://www.youtube.com/watch?v=OPCSgWFx3NM>

*4. 德国电气工程师协会：<https://www.zvei.org/en/>

*5. <https://schaltschrankbau-magazin.de/workflow-prozesse-dienstleistungen/mehrwert-veranschaulichen/>



图2: ZVEI展示的“PCF@控制机柜”示范了首个数字产品护照 (DPP4.0)

图2是DPP示范产品，显示了整体PCF值，因为所有被集成组件的PCF值都得到了跟踪和汇总。ZVEI提出的DPP4.0概念是基于在工业4.0计划框架内开发的两个重要支柱：

- 通过IEC 61406 (识别链接) 的数字铭牌 (DNP4.0) 和
- 符合IEC 63278标准 (正在开发) 的资产管理壳 (AAS)

如图3所示，工程流程包括公司与相关IT系统之间的许多接口。除了必须传输工程数据外，各个组件的数据也必须从供应商传输到系统集成商。在这个简单的例子中，已经有15家公司参与其中，需要从这些公司获取56种产品和组件的数据以实现增值，最终形成由93个零部件组成的一个系统。

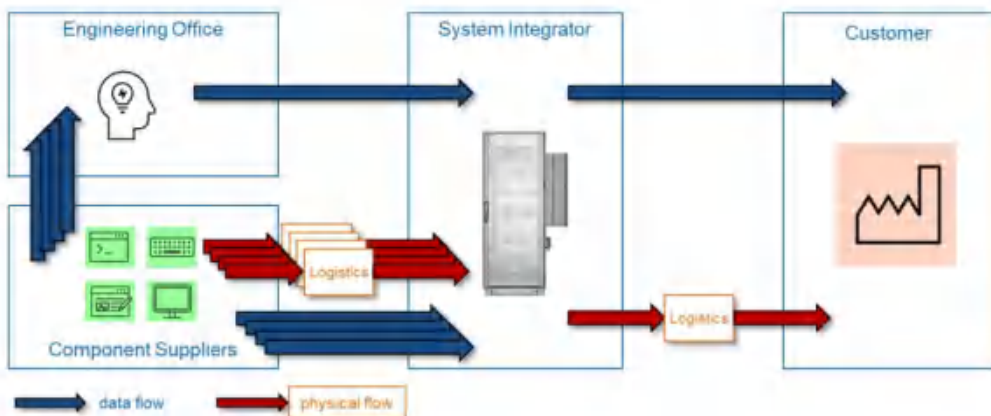


图3: 工程办公室、系统集成商和客户之间的价值链数据共享

● 基于AI的挑战

为了促进生产和产品的可持续发展，我们在设计产品时就必须考虑到产品的整个生命周期。这包括监控整个供应链以及组件和材料的回收和再利用。

需要使用AI工具来分析和选择数字市场中不同供应商提供的组件的数字孪生。在工程阶段，将通过优化多个参数来选择组件，例如匹配技术规格、有关能源和PCF消耗的环境要求、客户对交货时间和成本的要求，以及供应链的韧性。

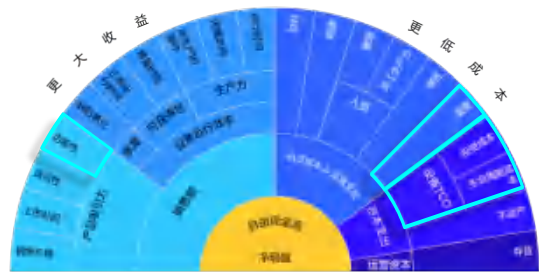
当前的差距表明，需要进一步开展研发工作，开发未来的生成式预训练AI模型，以访问和分析数字市场中提供的资产和生产能力的数字孪生。

● 产生的价值

监管合规：对产品进行二氧化碳跟踪，减少数吨的产品纸质文档，从而获得竞争优势。

产品吸引力：DPP将帮助利益相关方和消费者在购买和使用产品、产品所体现的环境影响，或可回收材料含量方面做出更明智的决定⁶。

生命周期成本：DPP为产品的再利用/再循环提供了必要的信息。



● 结论和展望

2022/2023年汉诺威工业博览会上的示范产品令人印象深刻，展示了如何在资产管理壳（AAS）和数字铭牌（DNP4.0）的帮助下呈现产品信息，并在相关流程中自动使用。

计算控制机柜在整个供应链中的产品碳足迹（PCF）就是一个很好的例子。这个技术解决方案能够提供产品信息，还体现了数字产品护照（DPP4.0）的概念。

AAS旨在简化系统集成和减少工程工作量。这将得到作为子模型的AAS的附加元信息的支持。这将为更深入地集成其他网络（如GAIA-X和Catena-X）奠定基础⁷。

⁶ <https://betterfuturefactory.com/nl/insights/digital-product-passport/>

⁷ https://www.zvei.org/fileadmin/user_upload/Presse_und_Medien/Publikationen/2022/Mai/Show-Case_PCF%40ControlCabin/22-05-25_Whitepaper_ZVEI-Show-Case-PCF-Control-Cabinet-HMI2022.pdf

引文	
	<p>故其战胜不复，而应形于无穷。</p>
<p>孙子：《孙子兵法》——第6章：虚实</p>	

● 用例：5G使能价值创造

过去，我们制造了完美的机器，现在仍然如此。但是，与量产场景和通过固定设计来满足客户要求的规格不同，我们如今面临的新挑战是如何使系统具有适应性、弹性和可持续性。

● 客户的挑战

为了实现量产，机器的有线解决方案和固定设计为我们赢得了“过去的胜利”，但现在我们可以考虑增加无线连接，以数据为基础创造价值，不再区分联网的硬件、软件和服务。机器和模块可以在工厂内外进行连接，以实现新的生产范式，例如共享生产场景。

5G能够对机器进行棕地更新，使系统边界更加灵活，因为基于数据的云服务可以集成更多的功能，这与最初的设想不谋而合。

随着市场上出现的“类电缆”（确定性）无线网络解决方案（5G+：5G及更高代际），传统机器可以通过5G进行更新，按需增加模块和传感器，并部署智能云服务，以实现质量和流程控制等。这就是对现有机器进行“棕地更新”，例如将焊接、铣削、钻孔和数控制造所需的生产机器连接到云端，实现基于数据的在线流程自动化。这样一来，由于车间不再需要其他硬件，可以在减少二氧化碳足迹的情况下实现更高的质量，而且基于资产数字孪生，可以在数字空间中进行复杂的仿真和服务提供。

● 基于AI的挑战

在汉诺威工业博览会和5G-ACIA（互联产业和自动化联盟）的网络研讨会上展示的和基于5G的智能制造相关的各种创新用例中，都可能涉及基于AI的挑战。

用例1——安全和模块认证（基础设施即服务：IaaS）：与安全相关的机器验证以云服务的形式提供。通过在车间运行的资产的数字孪生了解安全风险，并颁发虚拟证书。利用AI服务进行环境筛查和物体检测，以监控是否发生未曾预料的额外安全风险。此外，通过进一步的研发来涵盖AI服务本身的风险，从而开发可信服务。

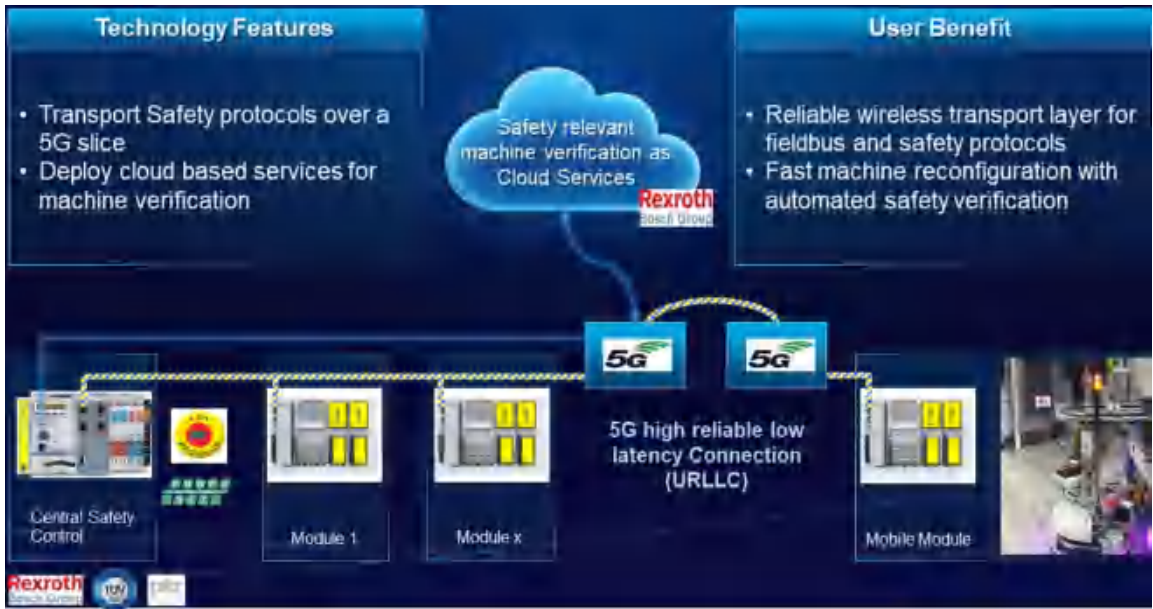


图4：通过自动安全验证实现快速的机器重配置（Eco Connect Rom, 2019）

如图4所示，自适应的无线联网机器的最新安全认证场景是基于车间运行资产的数字孪生。与车间资产（例如机器人）相关的风险由其数字孪生在特定环境场景下进行描述。AI可用于监控环境，即是否仍按计划进行，甚至可以展望几秒钟后的未来。这种预测性风险管理带来了新的动态认证流程。中央安全控制回路不再局限于有线联网的资产。如果紧急停止，无线联网的机器也会停止。

用例2——在产品运输过程中通过AI服务实现增值：如图5所示，AGV在物流领域的增值：利用运输时间进行按需的质量控制。在对AGV进行棕地更新时，集成了一个具有5G连接功能的摄像头。

在产品运输过程中，将图像数据发送到边缘位置，进行质量评估。最佳情况是AGV将货物运送到下一个生产步骤或客户处。如果在运输过程中发现缺陷，AGV会把产品运至维护区，请求人工操作员的支持。

用于质量控制的AI服务包括对AI模型进行训练，并利用共享同一用例的其他多台机器的进一步数据更新数据库。这就是所谓的“联邦学习”，可为所有地点提供最佳性能，因为缺陷一旦在单个机器或地点被发现，就会在所有地点被检测到。



图5：利用5G质检测试台对AGV进行棕地更新（HMI2022）

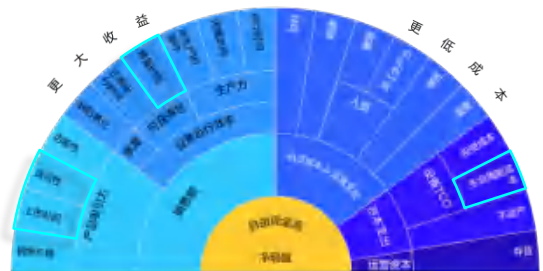
● 产生的价值

灵活性：5G为生产提供了必要的灵活性，可以更好地满足客户需求。

上市时间：如果机器采用无线连接，工厂车间的重新配置速度会更快。

生命周期成本：基础设施投资可在其生命周期内重复用于各种工厂配置。

因此，预计到2030年，5G技术将使全球制造业的国内生产总值（GDP）增加高达7,400亿美元⁸。



● 结论和展望

5G+无线连接可以使能连网生产和AI服务的新型工业场景。目前已为5G机器人和制造业创建了各种测试台，并发布了相关评估结果（5G-ACIA，2021-2023年汉诺威工业博览会）。

● 其他信息和参考文献

<https://5g-acia.org/testbeds/testbed-5g-based-smart-manufacturing-and-industrial-ai-services/>
<https://5g-acia.org/insight/endorsed-testbeds/>

⁸ Adib, D. (2019) : 5G对制造业的影响——2030年实现7,400亿美元收益。STL Partners顾问公司，伦敦。

引文

如果你唯一的工具是一把锤子，那么就很容易把所有事情都当成钉子来对待。

亚伯拉罕·马斯洛，1966

工具定律即金锤定律，是一种认知偏差，包括对某一熟悉工具的过度依赖⁹。

● 用例：以绕线机为例的云制造

电动发动机是使用传统绕线机器制造的。然而，这些机器的设计限制了新型发动机产品线的绕线，因为这些产品线的几何形状或设计上都不在传统绕线机的范围内。

● 客户的挑战

预计电动机市场将从2023年的1,356.1亿美元增长到2031年的2,140.6亿美元，预测期间（2023-2031年）的年增长率（CAGR）为5.32%¹⁰。

高昂的产品成本和复杂的绕线技术要求新的自适应制造解决方案能够制造从消费类电机到机械和汽车的各种产品线。电动发动机日益增长的市场潜力需要灵活的生产能力和构件，例如传统机器人系列。

● 基于AI的挑战和未来机遇

绕线工艺已经超越了传统绕线机的功能，被重新视为一种焊接工艺。机器人将叉形针插入定制的定子孔中，而不是绕铜线。如图6所示，在第二个生产步骤中，通过焊接针元件形成发动机的连接线，从而实现连接。

这一工艺创新是人为的，但也可能是未来AI分析数字孪生并识别可用于制造产品的不同生产能力的良好范例。可以访问产品和工艺能力的数字孪生（资产管理壳）的通用AI模型或许可以为任何现有制造工艺提出新的解决方案。

工艺工程师必须决定是批准还是驳回这样的解决方案。

下方的图6介绍了基于鲁棒的机器人构件的敏捷生产能力，展示了电动发动机的不同制造流程。设计已经改变，发动机定子是3D打印的，机器人负责插入和连接针。

⁹https://en.wikipedia.org/wiki/Law_of_the_instrument

¹⁰<https://www.wbk.kit.edu/wbkintern/Forschung/Projekte/AgiloDrive/index.php>

工程设计（传统）

- 传统绕线机上的电机绕线
- 产品（发动机）的设计限制与绕线工艺有关

创新设计（利用不同的能力）

- 重新定义绕线工艺。插入针头并通过焊接进行连接
- 利用敏捷构件使产品要求与生产技能相匹配

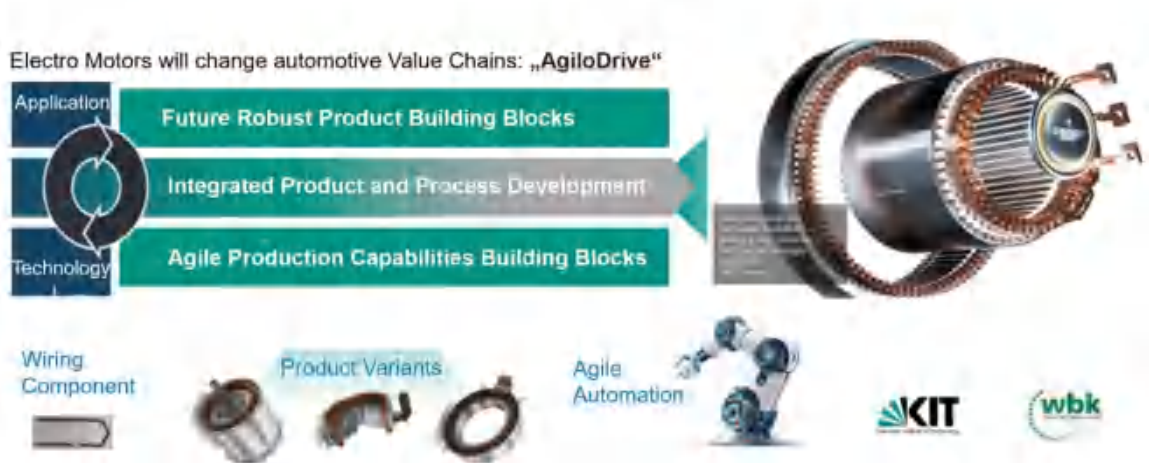
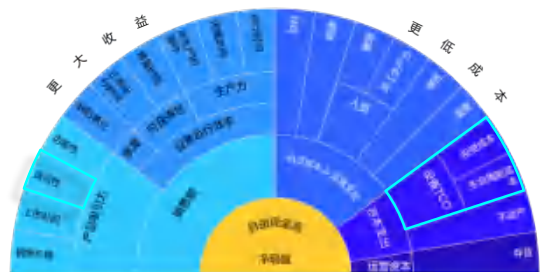


图6: KIT项目AgiloDrive展示了敏捷生产能力的构件

● 产生的价值

设备TCO: 基于机器人的灵活绕线方法使专用绕线机变得过时。可以重新配置机器人以覆盖其他产品类型，而绕线机的灵活性仅限于特定的产品范围。

灵活性: 无需新机器即可生产客户定制的电机。



● 结论

云机器人创新使智能机器人具有更高的计算效率和更低的功耗。由于需要的硬件更少，制造成本可以降低。产品生命周期中的产品和流程的碳足迹得以减少。

引文

眼见为实，但感受才是真理。

托马斯·富勒（17世纪作家）



图7: Dall-E生成的图片：“人员轻触在产汽车以检测缺陷”

● 用例：光学检测

设计出一种能够检测隐形属性的光学系统！这无疑是一项工程挑战。

这项创新开胃应用涵盖两个领域：设计和运行，不过创新是在设计域完成的，并在运营领域证明了其价值。

● 客户的挑战

白车身（BIW）是指在汽车制造过程中，车身框架连接在一起的阶段，即在喷漆完成之前，以及在电机、底盘分总成集成到车身结构之前的阶段¹¹。

白色车身是油性的，因此不会反射任何光线。所以，人眼无法看到表面缺陷，只能由经过培训的质量“检验”人员在白色车身被运往喷漆车间的过程中通过触觉检测。如图7所示，人员轻触整辆车，以感受并修复凹凸等表面缺陷，使其符合质量管理要求。和再次

¹¹. https://en.wikipedia.org/wiki/Body_in_white

任何缺陷都会导致额外的成本，因为在喷涂工艺后，这些缺陷就会显现出来，必须进行修复和再次喷涂，从而导致非常高昂的成本和时间损失。由于人工检验结果取决于检验人员的个人主观能力，存在不可靠性，因此需要对这项流程进行创新：设计一种集成视觉系统的流程，用于在白色车身运往喷漆车间的过程中客观检测车身表面缺陷。

巴伐利亚州公共资助的名为“ABIS——自动车身检验系统”的研发项目由此启动。由于存在时间和在线流程整合等多方面的限制，对整辆汽车进行三维数据采集并不可行，因此该项目利用了一项专利，实现了一次性的数据采集。这背后的基本思路是使用投影仪—相机对，其中投影仪以倾斜角度向表面区域投射灰阶正弦波图案，而摄像机则垂直于该表面区域。任何表面缺陷都会导致在图像中检测到局部相移，从而可以计算出该缺陷确切的三维尺寸。

由于图像尺寸仅覆盖20厘米乘20厘米的区域，因此采用了集成多个相机和投影仪对的门式系统设计。当白色车身经过门式机器人被传送到喷漆车间时，每个投影仪和相机对都会根据汽车的CAD文件和运动过程中的实际位置被引导到正确的位置。如图8所示，这样就可以对整辆汽车进行无缝检验。



图8：自动车身检验系统“ABIS”从手工到机器人检验的演进

● 基于AI的挑战

以支持向量机为基础的机器学习算法经过训练，能够以可接受的检测率和“误报”率对表面异常进行检测和分类。由12台PC组成的网络只需2秒钟就能在每辆车的25,000个数据集中识别并定位缺陷。检测到的缺陷位置被传送至喷墨机器人处，以便对缺陷进行标记和维修。

另一个已解决的挑战是保证长期的流程能力，避免在临时发生流程转变后出现局部最优或数据训练的问题。因此，经过训练的历史数据以“红绿灯”的形式显示，在显示的实际缺陷中，“绿色”表示已接受的缺陷，“红色”表示未接受的缺陷，如图9所示。

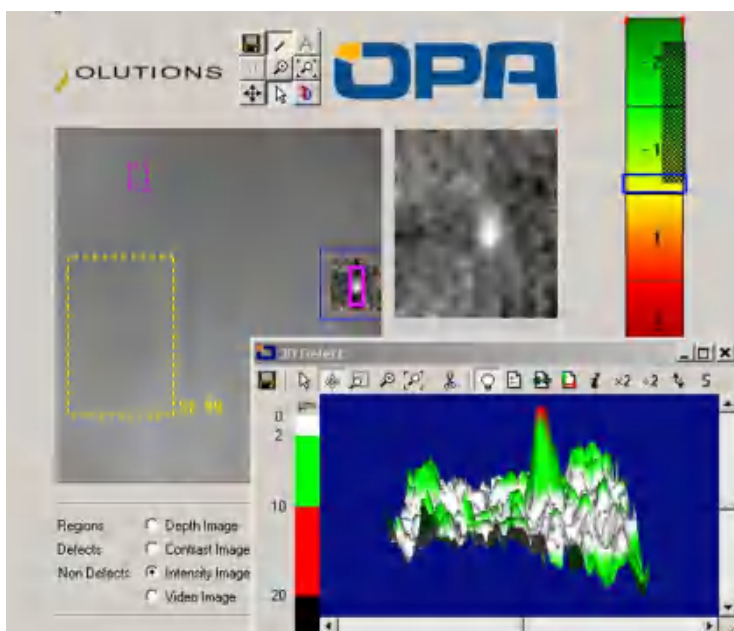


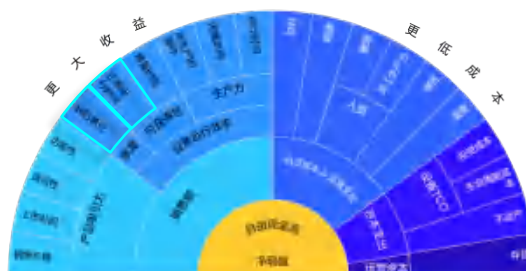
图9：联邦教育与研究部资助的研发项目“OPAQ”中开发的用户界面¹²

● 产生的价值

减少了汽车生产线的停线时间，降低了流程成本和隐性质量成本，原因是将平均流程成熟度从4西格玛提高到了6西格玛。

每提高一个西格玛成熟度，成本降低达销售收入的10%，因为停线成本高达每小时数百万美元。

通过在线解决方案提高流程效率（30%），提高质量（从5西格玛提高到6西格玛）。



● 结论

通过不断扩大的数据库以及针对先前流程的较短反馈回路，可以识别并消除导致缺陷的根本原因。甚至可以优化冲压车间的工具和冲压条件，因为工具中残留的任何异物都会产生系列缺陷，需要在白车身工艺中进行修复。

通过上述创新和系统演进，可以将生产流程控制和质量保证任务整合在一个系统中。可靠、客观的测量数据的透明度使工厂操作人员能够同时监控生产流程和所生产的车身部件的质量。¹³

*12. <https://quality-engineering.industrie.de/allgemein/unsichtbare-fehler-sichtbar-machen/>

*13. ZEISS and GOM, <https://www.zeiss.com/metrology/innovation-magazine/zeiss-car-body-solutions.html>

引文

Voici mon secret. Il est très simple : on ne voit bien qu'avec le cœur. L'essentiel est invisible pour les yeux.

这就是我的秘诀，一个非常简单的秘诀；只有用心，才能看清事物的本质，眼睛是看不见的。

安托万·德·圣埃克苏佩里，《小王子》，第21章

下一代移动无线网络（5.5G）将具备有趣的感知能力。

● 用例：5.5G——物理世界和网络世界的融合

随着未来网络(5.5G)的发展（预计于2030年到来），一个“每个人、每个物品”都能连接和访问数据空间的新世界可能会到来，因为物理世界和网络世界正在融合，这为制造业自动化创新打开了新的窗口。

● 客户的挑战

数据空间的价值创造以制造业供应链的数据可追溯性为基础，并通过工业互联网（IIT）和运营技术（OT）的双向转换得以实现。但如今，电信业也在丰富制造业，提供了新型的无线设计和运行模式，例如对机器和流程进行棕地更新。

客户面临的挑战是，电信行业标准化进程（3G、4G、5G+）的发展速度远高于制造业，制造业使用的许多传统系统需要保持互操作性，有时甚至需要保持长达数十年。

太赫兹范围的新频谱、更快的速度（可能达到1Tb每秒）、低于一毫秒的时延、精确到厘米级的超定位，以及每平方公里连接的更多设备，都有可能制造业用例中实现自动化领域的创新。

如下图10所示，5.5G和6G将是一个融合物理世界与网络世界的连续体。

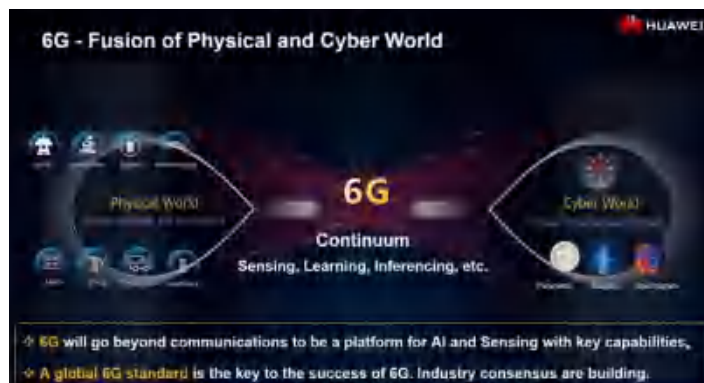


图10: 6G将成为AI和感知的平台

每个5.5G网元都将原生集成通信、计算和感知能力，促进从云端集中智能向深度边缘泛在智能的演进。AI部分是网络固有的，是未来实现大规模应用的基础设施的一部分。基于深度边缘智能的分布式机器学习架构对于满足未来社会和制造业的大规模智能需求至关重要。

网络感知：5.5G将具备网络感知能力。在频段、带宽和天线不断增加的推动下，通信系统将集成无线感知能力，通过无线电传输、回波、反射和散射探索物理世界。通信系统还将提供高分辨率感知、定位、成像和环境重建能力，以提高通信性能，支持更广泛的网络服务场景。它涵盖了一系列用例，例如设备甚至无设备目标的定位、成像、环境重建和监测，以及手势和活动识别。¹⁴

极致连接：未来网络将提供通用的高性能无线连接和极致体验，其速度可与光纤媲美。峰值速率高达1Tbit/s，体验速率为10-100 Gbit/s，时延为亚毫秒级，连接密度是5G的十倍，可实现厘米级定位、毫米级成像，以及基于可控误差分布的端到端系统可靠性。未来，这些将不仅使能以人为中心的沉浸式服务，还将加速垂直行业的全面数字化转型和生产效率升级¹⁴，如图11所示。



图11：2023年汉诺威工业博览会：华为表示6G或将改变未来机器人的设计方式¹⁵

● 基于AI的挑战

AI将成为5.5G通信系统的一项服务和原生特性，并且，5.5G将成为支持基于AI的服务和应用的端到端系统。具体来说，5.5G空口和网络设计将利用端到端的AI和机器学习来实现定制优化和自动化营运管理与维护（OA&M）。

此外，每个5.5G网元都将原生集成通信、计算和感知能力，促进从云端集中智能向深度边缘泛在智能的演进。高效、分布式的协作学习架构对于降低大规模AI训练的计算负载至关重要。此外，分布式和联邦学习将有助于优化计算资源、本地学习和全局学习，并有助于满足新的数据本地治理

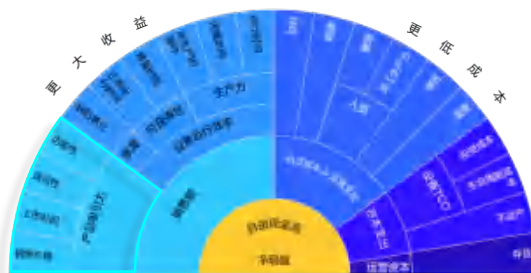
*14. <https://www-file.huawei.com/-/media/corp2020/pdf/tech-insights/1/6g-white-paper-en.pdf?la=en>

*15. <https://www.hannovermesse.de/event/6g-enabled-future-robotics/vor/104321>

要求。从这个意义上说，未来核心网功能将下沉到深度边缘网络，而基于云的软件运营将转向大规模机器学习。¹⁶

● 产生的价值

新的产品和服务可能会围绕AI服务发展。5.5G有合并价值链、现有业务，甚至行业的潜力，因此制造业可以实现去中心化的平台经济。感知能力可能为新的解决方案带来新的可能性。现在处于发展的早期阶段，有待挖掘更多价值。



● 结论和展望

从5G到6G网络的演进将整合通信、感知、计算和智能等各种能力，因此有必要重新定义网络架构。新的网络架构应支持原生可信，并能灵活适应协同感知、分布式学习等任务，以大规模推广AI应用。数据以及由此衍生的知识和智能是5.5G和6G网络架构重新设计的驱动力。新的数据治理架构支持数据合规和变现，以及先进的隐私保护和量子攻击防御¹⁷。

*16. <https://www-file.huawei.com/-/media/corp2020/pdf/tech-insights/1/6g-white-paper-en.pdf?la=en>

*17. D. K. Pin Ta等人，6G的通感一体化：动机、用例、要求、挑战和未来方向，D. Tan, Jia He以及另外四位作者，W. Tong，2021年2月23日发表，《计算机科学》，2021年第1届IEEE联合通信与感知（JC&S）国际在线研讨会

作为主菜，我们希望提供运营阶段的精选开胃应用，因为创新必须在运营阶段证明其价值。工业数字化进程正在快速推进，相关标准（例如OPC-UA以及资产和服务的数字孪生）也在不断出台。车间——OT（运营技术领域）到IT（工业网络领域）的数据可追溯性成为新商业案例和运营范式的使能器，设计和工程阶段开始与运营阶段融合。适应性、互操作性和自主性将成为可持续发展和弹性制造的新型关键要素（《德国工业战略2030》，PI4.0）。

虽然上一节指出，设计阶段定义的系统边界限制了运营特性，但由于这两个阶段开始融合，新的选择也随之出现。传感器可以集成到传统系统和机器中，生成过程数据，这些数据可以通过无线网络（例如5G+、Wi-Fi）连接到内部硬件（边缘设备）或外部数据中心（公有云或私有云）。这样就可以在本地部署云服务，提供原本没有预料到的能力。这一过程被称为“棕地更新”，是实现制造业数字化的必要步骤。

在运营阶段，根据流程性能指标（流程能力）的统计测量结果来监控理想的系统输出。在对流程进行统计控制时需要使用这些KPI，例如在流程存在了一段时间后。当超过质量基准时，工厂或机器操作员将采取行动，从正在进行的流程转变中恢复系统。最近的工业运营要求是达到6西格玛或以上的流程成熟度，这意味着每生产一百万个零部件，最多只能观察到3.4个缺陷。

引文

我靠朋友的帮助过得不错。

披头士乐队，《用我朋友的一点帮助》

● 用例：共享生产——“制造即服务”

图12所示的共享生产场景是GAIA-X用例的一部分，由国家层面的公共资金支持，目的是在共享生产资源的基础上开展合作：

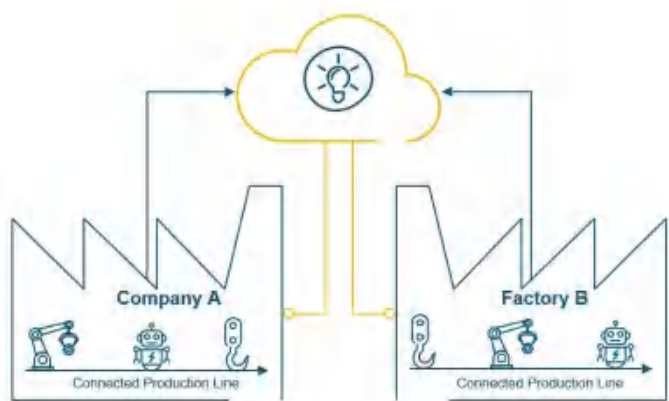


图12：共享生产：跨工厂和跨公司生产展示；智慧工厂——KL 2025愿景——“自主产线L4”¹⁸

● 客户的挑战

这种生产范式提供了各种解决方案，以便在需要时利用数字市场提供的生产能力——自己的车间不具备这种能力，或者将未使用的生产能力提供给新客户。

开放式和模块化的生产方式使各个公司能够跨越公司界限，以更加密切和透明的方式展开合作，定制生产。

生产和增值网络的控制是数据驱动的，数据的所有权持续得到保障。

与正常的价值链一样，数据的收集和处理可以挖掘新商业模式的潜力。不同之处在于，组建临时的增值网络可以进一步提高潜力，并在每种场景下（共同）开发新的商业模式。

¹⁸ <https://www.bmwk.de/Redaktion/EN/Artikel/Digital-World/GAIA-X-Use-Cases/shared-production.html>

该用例已在2022年和2023年汉诺威工业博览会上进行了概念验证。欧洲各地的不同生产线已联网，可根据客户的配置定制产品。



图13: 自主产线L4示范产品提供了一个数据空间, 用于连接公司内部和公司之间的生产服务。图片来源: 智慧工厂——KL /A. Sell

图13中的自主产线L4示范产品有三项创新:

- 跨越工厂限制、能够自主释放的模块交换
- 基于深度神经网络的自学习AI方法
- 可连接不同生产能力的Gaia-X系统架构

自主产线L4代表基于可扩展的可信架构进行“共享生产”¹⁹。如下图14所示, 该用例是由联邦教育与研究部资助的研发项目SmartMA-X的一部分, 该项目隶属于GAIA-X²⁰:

图14: 共享生产的特点是基于技能的全欧洲互联智慧工厂, 能够提供产品碳足迹的可追溯性或所使用的生产能力信息。

*19. <https://www.elektroniknet.de/automation/smartfactory-kl-erarbeitet-shared-production.182372.2.html>

*20. <https://www.data-infrastructure.eu/GAIA-X/Navigation/EN/Home/home.html>

● 基于AI的挑战

AI未来的作用将主要体现在工程阶段，即为数字市场提供的生产服务寻找和匹配合适的数字孪生（AAS：资产管理壳）。在匹配过程中，AI工具将帮助设计师在符合客户要求的不同生产能力中，根据能耗和产品碳足迹（PCF）的最佳值做出选择。

图15描绘了通过AAS将工程重新视为连接技能的过程。基于服务的数字孪生，在符合GAIA-X要求的数据空间中产生价值。

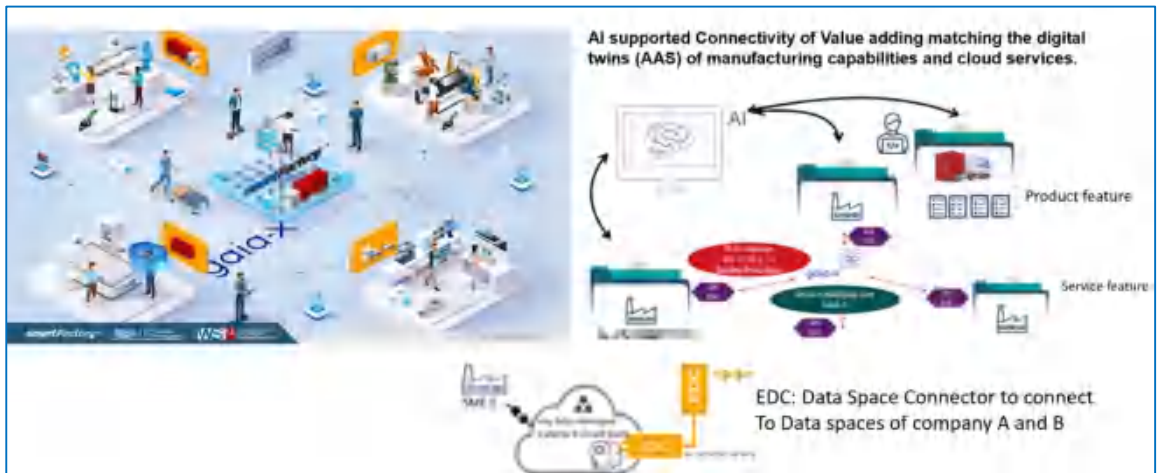


图15: 在生态系统中使用EDS Eclipse数据空间连接器以符合GAIA-X要求的方式产生价值

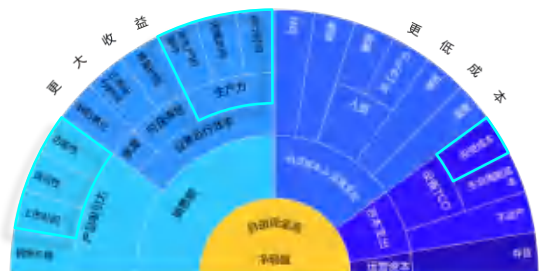
然而，AI服务并不局限于工程阶段。此外，它们还将支持客户打造制造生态系统，连接合作伙伴以满足共享生产的需求，并基于自动拍卖来达成合作。

● 产生的价值

产品吸引力：新的商业模式促使在不断发展的新市场上提供和请求获取生产能力。

投资成本：在需要时使用制造服务可减少对本地产能的投资。

生产效率：当合同随客户需求的减少而减少时，可避免生产闲置的风险。



● 结论

在当今产品特性饱和、价格极具竞争力的市场上，制造商正在探索全新的服务型商业模式，以扩大利润并与客户建立更牢固的关系。许多制造商发现，在产品组合中增加服务，可以使其产品与众不同，并获得竞争优势。

由于制造企业可以通过设计灵活的工厂、共享资产，以及分离工厂所有权和使用权来应对关键挑战，“生产即服务”的范式增强了企业的弹性。

上述用例还表明，人工智能、人类和机器是未来的梦之队，高科技生产并不会把人赶出工厂。共享生产的特殊系统架构实现了不断发展的工业数据空间（例如作为汽车网络的Catena-X²¹以及作为横跨各行业细分领域的Manufacturing-X²²网络）这一形式的弹性和可持续性。

*21. https://www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/EN/Downloads/Publikation/Manufacturing-X_long.html

*22. <https://catena-x.net/en/#:~:text=Catena%2DX%20is%20the%20first,The%20claim%20is%20data%20sovereignty>

引文	
<p><i>Wie sich schon die Pfeifen bräunen! Dieses Stäbchen tauch' ich ein, Sehn wir's überglast erscheinen Wird's zum Gusse zeitig seyn.</i></p>	<p><i>看到水管已经变黄! 我在其中浸泡了一小块; 如果它呈现出釉层, 就可以开始浇铸了。</i></p>
<p>弗里德里希·席勒《钟声之歌》</p>	

● 用例：贯穿整个生产过程的质量监控

在许多生产流程中，质量控制是在子组件结束安装时或者在重要中间时点进行的。如果质量问题是由不符合规范的机器参数或来料缺陷造成的，那么在质量检测之前仍在生产线上的零部件也可能存在问题。尽早发现质量问题有助于提高产量。在引文中，人们在浇铸之前对金属件进行了检查。

● 客户的挑战

设备综合效率（OEE）是衡量某一设备可生产多少产品的指标。它包括三个方面：生产效率、可用性和质量。生产效率和可用性通过增加正常运行时间和生产速度来增加产量。提高质量就是减少无法使用的产品数量。所以，可以减少因低质量而浪费的材料和能源。这不仅对OEE有影响，还能节省能源和材料。因此，质量是生产环节的一个重要因素。

如今，许多生产流程都将质量保证作为生产的最后一步。通过系统的质量检测或从一批产品中抽取样品来检查成品是否符合规格要求。可以在生产环节中对这些样品进行在线分析，也可以在质量保证实验室进行离线分析。

不良质量可能来自个别生产错误，也可能来自生产线上的系统性错误。在后一种情况下，必须对整批产品进行分析，并有可能将这批产品丢弃。必须找到并修复生产错误。

如果在生产流程的最后阶段才发现并纠正错误，那么生产出的这批无用的产品已经耗费了大量的精力。

在流程早期跟踪问题有助于节省处理有问题的产品所需的时间、材料和精力。可以提前停止生产并且解决问题，这样就不会生产出整批有缺陷的产品。此外，将测试范围从单个样品扩大到生产的每件产品，可避免发出有问题的产品，以及避免在现场进行昂贵的更换或维修。

● 基于AI的解决方案——机遇

人工检验产品质量时通常使用目测。他们会检测出不当的涂层、裂缝等问题。图像识别是一项成熟且成功的AI应用。AI不仅可以区分猫和狗，还可以通过训练检测出合格产品和故障产品之间的区别。智能手机使用的摄像头使得小型、低价、高质量的图像捕捉设备大量出现。人工检验需要人眼能看到被检验的产品，而摄像头则可以放置在有限的空间内，例如机器内，以监控生产过程中任何阶段的产品质量。

摄像头不仅可以检测产品中的故障，还可以监控实时生产过程，并检测出肉眼无法检测到的不当操作。

在实验室取样进行的更深入分析很难完全集成到生产过程中，因为这往往需要时间和昂贵的设备。如果有足够的实验室测试数据，并能与生产流程中的传感器读数相关联，那么就有可能找到一种解决方案，让经过训练的AI模型将实验室测量结果与传感器读数相关联，从而根据流程传感器大致预测实验室测试的结果。然后，实验室测试可集中在AI系统标记为有问题的材料上。

除了在生产流程早期检测出不良质量外，AI还能帮助提高质量。利用高质量的产品测量结果以及相应的流程设置和规格对AI进行训练后，AI可以学习到哪些参数能够实现优异的结果（“黄金批次”），从而输出最优流程设置。

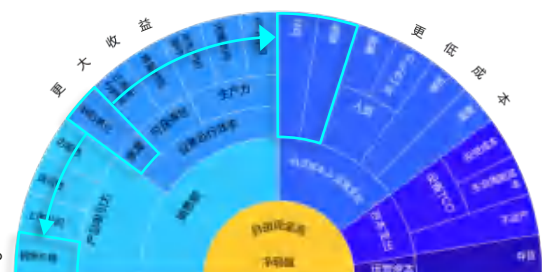
在生产流程中，来料质量可能会对产品质量产生重大影响。可按照上述相同方式进行来料质量评估。不过，如果可以提供上游流程的生产质量信息，例如提供数字产品护照，就可以透明地共享这些信息。将上游数据与生产数据进行整合能够获得更全面的质量信息。

运输过程中的质量仍有待监控，即交付的零件是否在整个供应链中得到了适当处理。这就需要在价值链上进行更广泛的资产跟踪，并且可将其视为一个单独的用例。

● 产生的价值

主要价值在于：生产的次品数量减少了，因此提高了OEE。

附带效应是：由于需要丢弃的零部件减少，生产这样的零部件所使用的能源和材料也随之减少。此外，发货后出现质量问题的概率也会降低。因此，高质量的产品可以带来更高的销售价格。



- 结论:

虽然预测性维护是最突出的用例之一（在单独一节中描述），但值得注意的是，监控生产的产品本身就是一个非常有价值的用例。这两个用例相辅相成，因为生产设备的劣化（通过预测性维护检测到）很有可能导致产品问题，而检测到缺陷产品也可能导致检测到机器故障。

由于AI模型必须基于产品的属性进行训练，因此从劣质生产中收集数据尤为重要。AI模型（“良好质量”）也可以从工程工具（如工程用例中所述）的设计数据中得出。

如果在整个流程中应用AI可以提升质量，这将带来更高的OEE并减少材料和能源浪费。



引文

灵魂之树.....通过树的种子与世界直接交互

电影《阿凡达1》

灵魂之树与伊娃连接，伊娃通过树的种子与世界直接交互。尽管人类没有神经队列，灵魂之树可以通过其延伸的根纤维的物理接触直接与人的神经系统连接。灵魂之树的根须可以与纳美人发起神经链接，比如通过声音之树，从而使所有纳美人团结起来。

● 用例：用于联网生产质检的联邦学习

“制造生态系统中的质检”这一用例与共享生产GAIA-X项目“SmartMA-X”有关，由智慧工厂-KL作为协调者，并已在2022年汉诺威工业博览会上进行了展示。成熟度级别为“概念验证”，目前正在汽车行业进一步催熟【6】。

“制造即服务（MAAS）”解决方案连接了多条生产线，以制造定制的卡车样品，如图16和图17所示。尽管卡车在设计、外形、材料和工艺上有所不同，但它们都需要视觉质量检验。与在本地的集中式设备上处理产品和工艺数据的常见检验程序不同，此解决方案使用的是基于边缘的分析，在参与共享生产场景的每个站点都进行AI模型的本地部署。

● 客户的挑战

联邦学习是一种机器学习框架，使多个设备可以协作学习一个模型，而无需共享它们的私有数据。这给医疗保健、金融等关键领域提供了大量机会，在这些领域，与其他组织或设备共享私有用户信息是有风险的。

然而，联邦学习面临着几个挑战：通信效率、数据异构性、系统健壮性和隐私保护。其中一个关键挑战是客户端选择，也就是在每一轮联邦学习训练中分别选择一部分客户端参加。客户端的选择会影响联邦学习的收敛速度、准确性、公平性和可扩展性。

与客户端选择相关的一些客户挑战包括：

- 如何选择具备高质量且有代表性的数据的客户端进行联邦学习训练？
- 在选择客户端时，如何平衡通信成本和模型性能？
- 在选择客户端时，如何保证客户端的数据和模型参数的隐私和安全？
- 在选择客户端时，如何处理客户端的动态性和异构性（例如可用性、可靠性、资源约束等）？
- 在选择客户端时，如何设计激励机制，鼓励客户端参与联邦学习训练？

● 基于AI的挑战

在协作学习中，所有站点与云模型共享其AI模型参数，云模型将其插值，并生成优化的参数集，然后以服务形式将其部署在所有本地站点上。这样可以在所有站点上都检测到故障，虽然某些故障可能之前只在一个站点上发生过。一个明显且非常重要的优势是，所有敏感的产品和工艺数据都保存在本地，只将AI模型权重与云模型共享，用于协作学习。

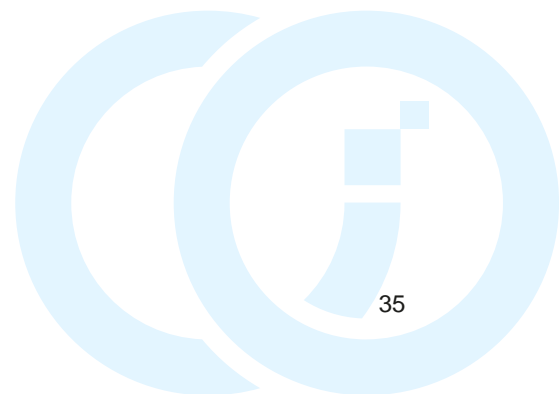
虽然数据法案正推动在工业数据空间进行数据共享，但尚未制定出如何保护参与数据生态系统的合作伙伴产生价值的解决方案——仍无法解决行业担忧。这就导致企业在利用如此重要的数字数据上存在知识不对等的创新障碍，阻碍了数字化和价值创造。

利用知识产权保护价值生成的方法将支持行业伙伴共享数据，从而在不披露敏感数据的情况下获得联邦服务的收益。由于共享生产的场景是基于自主产线L4的范式，所以该服务具有高度可扩展性。此外，邀请合作伙伴参与，由于所展示的棕地方案通过5G连接实现传感器的集成，从而进行边缘和云端分析，伙伴的传统机器能够获得新的功能。

所展示的质量检验服务涵盖检测表面缺陷（如凸起或凹痕）和违反产品资产管理壳（AAS）中所述的产品规格（如CAD文档）的缺陷等。

该解决方案旨在促进数据主权、数据安全和数据互操作性，使组织在协作的同时保持对其数据的控制。在这种情况下，该服务的潜在用户（买方视角）可以下载和使用该服务，并轻松使用自己生产线中的数据集。以符合Gaia-X工业4.0的方式提供质量检验服务（供应商视角）就是借助AAS来描述质量检验服务（其特征、特性、属性和能力）。根据检验任务的不同，可能会使用额外的传感器，或者融合不同来源的数据。

基于Gaia-X连接器，合作伙伴可以连接到相关的数据空间，并提供（供应商）或使用（买方）基于AAS的软件服务描述。这意味着可以在Gaia-X服务目录中找到该服务，服务提供商可以通过图16所示的市场提供这样的软件服务。



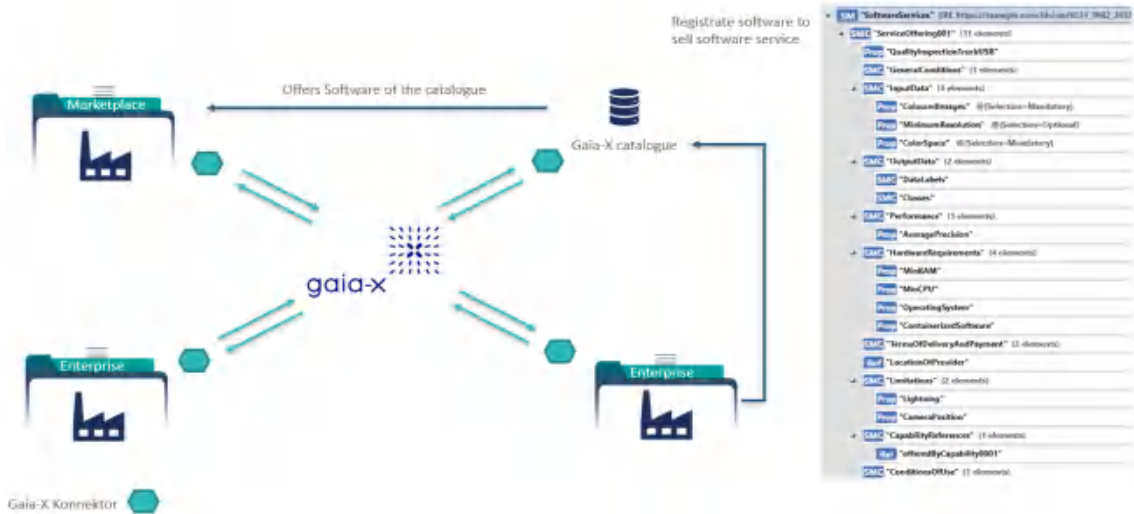


图16: 面向软件服务的工业4.0数据空间

客户可以连接到相关数据空间，可以浏览市场上可用的软件服务，选择一个符合其要求的软件服务，下载（例如，作为一个Docker容器）并在自己的生产线中使用。所有这些操作都是在通过AAS提供的通用服务描述的帮助下执行的。因为“质量检验”也是登记在市场上的一项服务，所以客户可以下载该服务，或者如果该服务已经在客户侧运行，则只需基于全局联邦模型更新模型权重。

由于质量检验服务是基于联邦学习算法，因此客户也可以基于其本地数据集进行一轮额外的训练，从而提升模型质量。

在这个用例中，联邦学习可以为多个领域的质量控制带来显著收益，例如在工业制造应用领域。在确保数据隐私和机密性的同时，联邦学习可以利用不同来源的数据，这也是群体智能中协作动态的体现。联邦学习可以使数据驱动的机器学习模型利用不同来源的数据，同时不损害数据所有者的隐私和机密性。联邦学习还可以通过整合不同客户端的本地知识和偏好来提高数据的质量和多样性。

与孤立的客户端模型相比，联邦学习与目标检测的集成产生了显著的准确性和精度提升。我们的研究表明，全局联邦模型在避免局部数据共享的同时，即使在不同的条件下也能保持韧性，如在不同的光照、相机角度和对象组合下。请参见图17。

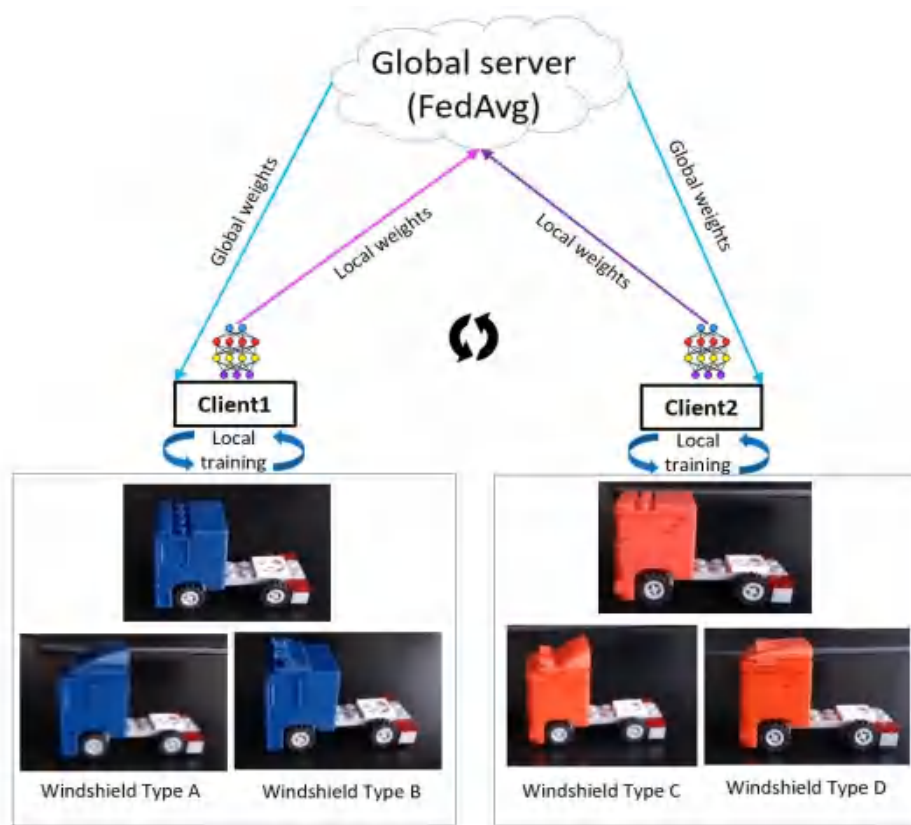
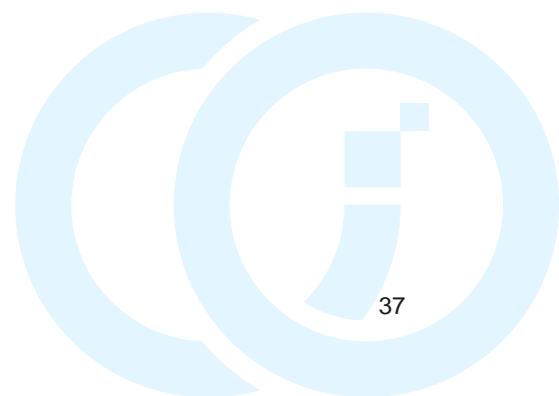


图17: 面向“群体学习”的本地AI模型参数的数据共享和本地模型的更新

鉴于联邦学习的可扩展性，很多领域都可以利用联邦学习的潜力。除了所示的用例，在数据共享受隐私因素限制的领域，如医疗或车联网的交通管理中，联邦学习的收益也是显而易见的。联邦学习具有合作的性质，多个客户端收敛形成一个全局模型，所以联邦学习是一个革命性工具，可以在数据驱动的价值创造中增强鲁棒性和适应性【5】，【7】。

质量检验任务是从对象中抽象出来的，并与对象中的感兴趣区域（ROI）相关。因此，无需任何训练就可以在客户端1的生产现场（制造各种卡车）识别出缺陷，尽管缺陷是发生在客户端2的生产现场（制造不同的卡车设计或部件）且训练也是基于客户端2的数据。检验任务是一样的。

由于检验任务与产品设计和材料属性无关，因此全局模型可以利用参与其中的本地生产单元的所有输入，进而为每个合作伙伴提供优化后的AI模型参数。



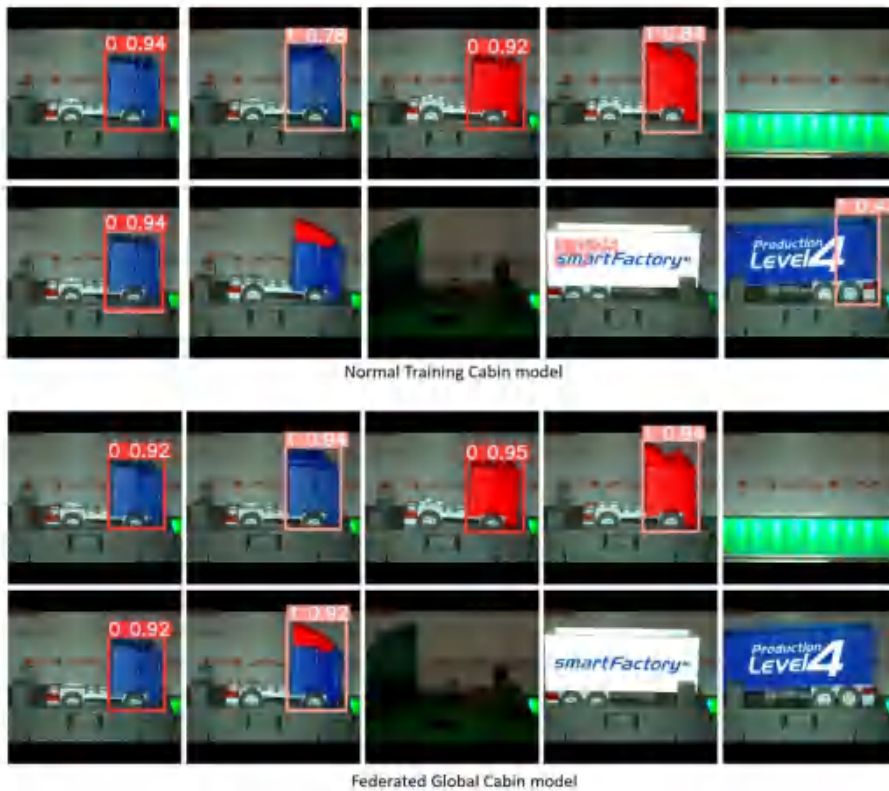


图18: 不同车型的卡车质量检验: 局部与全局学习的比较【7】

图18展示了一个包含四个卡车驾驶舱的场景，分两部分展示每种客户端的类型，并展示两个类别：“带挡风玻璃的驾驶舱”和“不带挡风玻璃的驾驶舱”。图中所示的值表明，在精度方面，全局模型优于局部模型。它总是得到更高的分数，这表明全局模型在预测精确边界框方面表现出色，即使是在面对未知的组合类型时也是如此。

相较之下，全局联邦模型显示了更优的性能，表明其鲁棒性更好，这也是通过避免对不相关对象的任何误报来实现的。

● 产生的价值

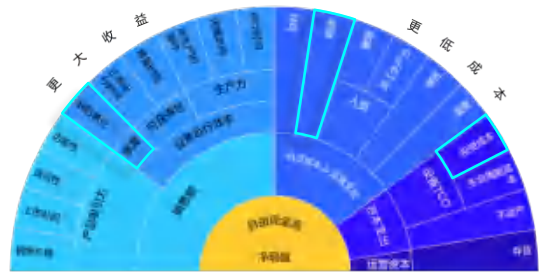
在当今产品特性饱和、价格极具竞争力的市场上，制造商正在探索全新的服务型商业模式，以扩大利润并与客户建立更牢固的关系。许多制造商发现，在产品组合中增加服务，可以使其产品与众不同，并获得竞争优势。

产生的价值包括：

- 受益于生态系统
- 平台商业模式的潜力
- 生态内可信的数据共享需求
- 减少本地硬件投资
- 质量检验服务
- 保护数据共享的知识产权

在“质量检验即服务”这一用例中，通过服务按需部署，联邦学习给供应链带来了价值，使投资成本降低，并使所制造产品的质量更高。

附加值体现在产品质量更高且碳足迹降低。



● 结论：

知识产权保护服务和随之而来的质量和工艺改进优化服务可能推动中小企业行业合作伙伴进一步创新，这本身可能成为未来的商业用例。本案例研究中涉及的主要参与者是参与“制造即服务（MaaS）”场景的所有合作伙伴。MaaS为参与市场或数据空间的买方和供应商提供了各种机会：

在买方看来，MaaS可以使能柔性生产：

- 解除自有设备和资源的限制
- 解除单一地点和固定合作伙伴的限制

在供应商看来，MaaS创造了新的市场机会：

- 在开放市场或数据空间中提供免费产能
- 利用现有资源弥补差距

到目前为止，为了保护企业商业秘密，质量检验仅限于每个合作伙伴的工厂内。但随着MaaS的范式转变，数据共享使得“质量检验即服务”这一新解决方案成为可能，即每个合作伙伴都能受到知识产权保护，且产品质量更高。产品和工艺数据始终不出厂区。

联邦学习可以显著提升多个领域的质量控制，例如工业应用、预测性维护和医疗。联邦学习使数据驱动的机器学习模型能够利用不同来源的数据，同时不会损害数据所有者的隐私和机密性。联邦学习还可以通过整合不同客户端的本地知识和偏好来提高数据的质量和多样性。

● 更多信息和参考

【1】2022年汉诺威工业博览会直播回看：https://lnkd.in/eRTg-_p3, 从1:52:46开始

【2】直播回看——路演日“Datenraum工业4.0”：https://www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/DE/Veranstaltungen/2022/09-Pitchday_Stream.html

【3】面向所有人的数据空间：https://www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/DE/Downloads/Publikation/aas-dataspace4everybody.pdf?__blob=publicationFile&v=6

【4】SmartMA-X项目：<https://www.smartfactory.de/en/smartma-x/>

【5】在硅谷展示的联邦AI用例——联邦学习智慧工厂-KL：<https://arxiv.org/pdf/2208.04664>

【6】<https://www.twin4trucks.de/>

【7】https://uwesebacher.org/products/collective-intelligence-the-rise-of-swarm-systems-and-their-impact-on-society?srsltid=AfmBOor_T7j42obnencVZdcc25c7t0b-KYPPvM_alBHUZkRjLftBEUGV

引文

未来已来——只是尚未流行

威廉·吉布森

各个行业的数字化正在以不同的步伐推进。在车间，不同厂商提供的资产类型多种多样、数据格式和ICT接口各不相同，这些阻碍了企业向新的、基于数据的商业模式推进，而上述商业模式是通往数字经济的大门。

威廉·吉布森的名言用在这里很恰当，首批工业计划已指明了方向，例如Catena-X是首个开放、协作型数据生态系统。

● 用例：在制造数据空间中以开放和协作的方式创造价值

Catena-X是一个可快速扩展的生态系统，汽车价值链上的所有参与者都平等地参与其中，如图19所示。其目标是为整个汽车价值链上端到端数据链的创建、运营和协同使用创造环境。

2021年的创始成员包括：ARENA2036、巴斯夫、宝马、德国电信、德国航空航天中心、德国边缘云公司、汉高、ISTOS、梅赛德斯-奔驰、博世、SAP、舍弗勒、西门子、SupplyOn、采埃孚、大众以及弗劳恩霍夫协会。

● 客户的挑战

制造业正在经历深刻的变革，面临着来自多个方面的挑战。其中一些挑战包括：

- 供应链韧性（确保跨多个价值链步骤的物料流动）
- 可持续性（跟踪真实PCF数据，实现价值链去碳）
- 系统性覆盖（互操作性标准和中小企业的准备度）
- 创新成本（基于开源的共享服务推动创新）

这些挑战要求制造业开展数字化和可持续发展转型，使其在不断变化的世界中保持竞争力和韧性。任何一个市场参与者，无论是OEM、供应商还是设备商，都无法独自解决当下的问题²³。Catena-X旨在助力竞争力和可持续发展目标的达成，同时降低制造业拥有成本。

*23. https://catena-x.net/fileadmin/user_upload/Vereinsdokumente/Catena-X_general_presentation.pdf

● 附加值

协作式数据生态系统关注产品和生产能力的整个生命周期，以满足即将到来的循环经济的需求。从物料供应到产品制造和回收的所有步骤都包含在内。该数据生态系统的其他特征包括：

- 基于模型的产品设计以及相关公司之间新的协作方式。
- 数字行为孪生使得整个价值链中的每个产品及其子组件实现无缝集成。
- 市场：使能数据和模型变现，激励合作伙伴在网络上提供数字行为孪生。
- 模型和运行时环境带来的最大收益是中小企业能够获得解决方案和评估程序。²⁴

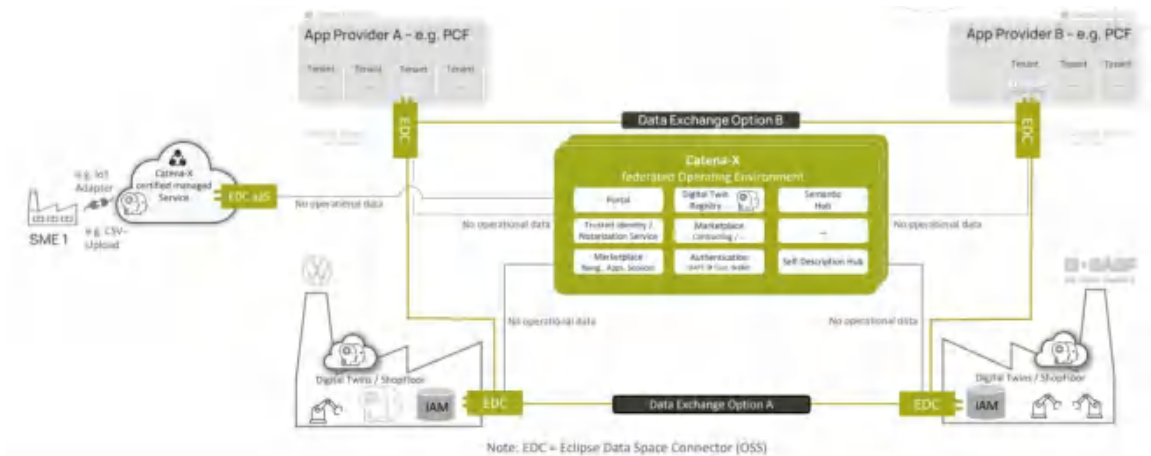


图19: Catena-X架构提供了市场，从而可以在数据空间中协同创造价值

● 基于AI的挑战

目前，多个领域都在开发AI支持，涵盖产品设计和工程阶段的云服务、为优化供需管理物流的自动化运营规划，以预测供应链风险并遵守新的监管框架和供应链法律。

预测性AI的一个关键挑战是获得过程参数，以降低参与数据室的合作伙伴的总拥有成本。当合作伙伴在市场上登记产能过剩或短缺时，算法会在必要时自动协调有关闲置产能的需求或供应。这样，生产线就不会闲置，生产成本就会降低。

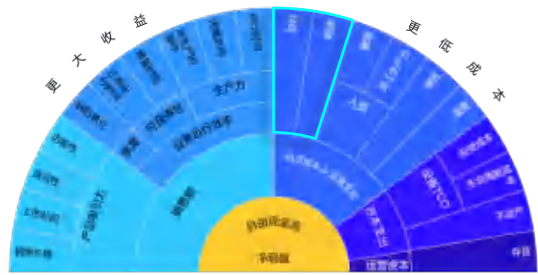
其他挑战涉及遵守供应链法律以及计算、跟踪和遵守产品和工艺相关的碳足迹法规的新服务。

*24. <https://catena-x.net/en/benefits/digital-behavior-twins>

● 产生的价值

主要价值来自降低总拥有成本、提高OEE以及提升产品吸引力。

由于市场中的服务，上市时间会缩短。通过共享可复用的服务和使用标准（EDS）来降低成本。将业务从资本支出转变为运营支出。



● 结论

Catena-X已经从一个由德国政府资助的研发项目演变为一个产业联盟。Catena-X概念的实施增强了区域内的采用，并确保数据可以在区域之间流动。已经在法国和瑞典建立了平台，并计划在韩国、瑞典和中国建立更多平台。

在出现危机、地缘政治依赖和供应链风险时，这种开放、协作的数据空间提供了一种去风险和解耦的方法，因为区域和国际市场中的伙伴可以与建立了可信业务关系的伙伴开展业务，无需依赖特定供应链结构。

● 其他阅读资料

<https://catena-x.net/en/#:~:text=Catena%2DX%20is%20the%20first,The%20claim%20is%20data%20sovereignty.>

https://www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/EN/Downloads/Publikation/Manufacturing-X_long.html

引文

女巫1

我们三人何时再见？

在雷声、闪电或雨中？

女巫2

当匆忙结束时，

当战斗失败和胜利时。

女巫3

这将在太阳落山之前。

莎士比亚：《麦克白》，第1幕，第1场

三个女巫预测了情况，正在评估她们再次相见的环境和风险。“动态预测性风险评估”这一用例是一种新的认证方案，从排除特定环境中的任何风险演变为管理通过评估环境变化而可能预测到的风险。

● 用例：动态预测性风险管理

使用预测性AI和环境评估进行风险监控和虚拟认证。

● 客户的挑战

随着IT-OT融合，车间机器的适应性有悖于遵循“永不触碰一个运行中的系统”这一范式的传统认证方案。

认证过程是基于固定的机器人和机器系统设计来展开的，其环境条件中排除了所有安全风险。举个例子，必须将机器与人员用栅栏隔开，以避免危险和事故——即使或许发生危险的概率非常低。

如今，需要新的认证方法来认证人类和机器人共享的共同工作空间，实现适应性和有韧性的系统设计，通过观察机器运行的环境来管理风险。这个用例会监控实际的风险级别，并预测未来几秒可能出现的风险级别，并发布虚拟证书，如图20所示。

针对联网的模块化生产设计和机器的无线连接，需要设计规则，以实现灵活生产、安全特性封装，并确保可靠和安全的基于自主代理或基于中介代理的控制和决策过程，以优化运行时的生产力和安全性.....并遵守即将出台的欧盟法规。

TÜV南德意志集团正在研究模块化安全——一种利用数字孪生体系的两步法。资产和机器的数字孪生是实现可信（安全和隐私）的关键要素，因为在使用资产和机器的过程中，风险级别和概率可能与不同的环境条件有关。

数字孪生是真实世界实体和过程的虚拟表示，以指定的频率和保真度进行同步。²⁵

涉及威胁和危害分析的风险评估需要确定合适的同步频率和保真度，因为它们对于确保动态用例的韧性至关重要。

只有当生命周期内的变化评估已经内置于数字孪生能力中，使可信成为数字孪生架构的一部分时，才有可能对机器或配置进行安全的变更，并且在验证期间不产生不可接受的长时间停机。

● 基于AI的挑战

运营安全智能利用对基于数字孪生的体系（SoS）的全面理解。这需要环境监控来检测和了解情境变化，并提前解决冲突。

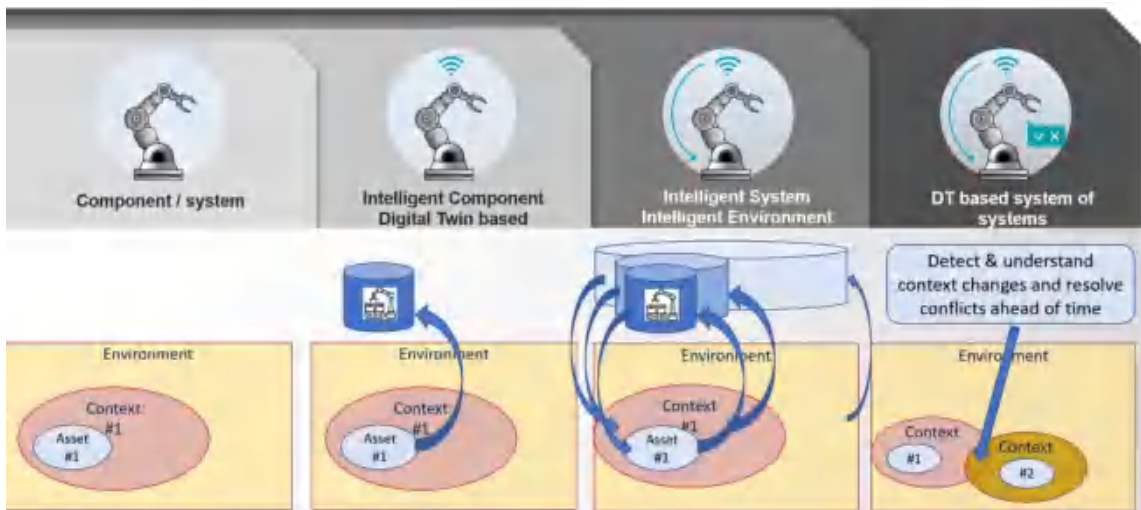


图20: TÜV-SUED汉诺威工业展, 2023年4月17日, 面向风险监控和认证的动态和预测性环境评估

要为关乎安全的决策赢得时间，数字孪生（DT）是关键——正向仿真提供了另一个层次——预测性安全。

运行时的风险评估是IIoT的一项要求。必须确保运营安全：时间 t_0 是过程安全时间， $t_0 + T_x$ 是基于数字孪生体系的预测性安全时间，监控 $t_0 + T_x$ ，以进行决策。风险评估必须是机器可读的——以便比较 t_0 和 t_1 之间的变化。

*25. 实现运行时适应性安全和动态危害评估的安全方法论，2023年5月9-10日在爱尔福特举行的VDE DKE会议，工业和能源产品副总裁Detlev Richter博士

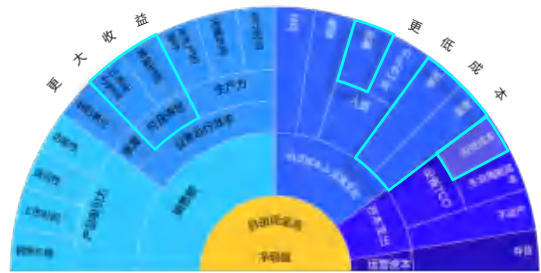
AI/机器学习和概率推理是去中心化安全架构解决方案的一部分。基于模型的系统工程是实现可信的第一步——基于DT的技术生命周期。

● 产生的价值

预测性安全分析有助于制造商提升工作场所的整体安全，并规范业务结果。事故率和损失工时事故率降低。

投资成本：一个可预测的安全环境可以用较少的硬件安全措施达到安全水平。

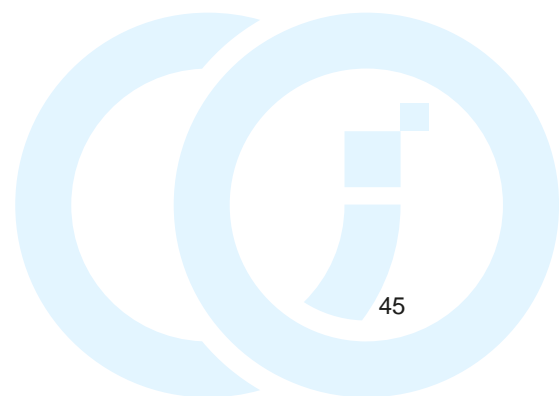
基于预测性认证流程，可以实现更灵活的机器设计，以更短的生命周期和更低的投资成本获得更高的产出。



● 结论

安全专业人员开始使用数据分析对其环境进行更客观的评估。通过利用数据和预测性分析的力量，企业可以开始使用超前而不是滞后的指标来跟踪安全和降低风险。

安全生命周期管理需要基于数字孪生的体系。零信任原则是OT/IT堆栈的一部分，旨在确保数据完整性。数字孪生的反馈回路是一种强有力的功能性安全措施，可以保证完整性。



引文	
<i>Αυτο</i> <i>Νόμος</i> <i>Αυτονόμος</i>	自己/自己的 规律 根据其自身规律
古希腊词的含义	

● 客户的挑战

在讨论自主系统时，大多数人都会联想到自动驾驶汽车。也有人在讨论如何使各个行业变得更自主。这两种应用的性质截然不同，需要采用不同的方法。

自动驾驶汽车可以在不断变化的、在某种程度上无法预见的环境中独立运行。它会对许多外部输入（交通情况）做出反应，从而遵守交通规则、避免事故，并安全到达目的地。因此，作为一个系统，它有大量的非结构化输入（测量方式：相机、雷达、激光雷达等，以及目标位置），且只有两个输出：速度和方向。汽车的内部功能（例如，发动机控制）不会改变。

而自主工厂则恰恰相反：输入很少，而且是结构化的（生产订单、物料）。然而，对该输入的反应要复杂得多，而且可能包括改变机器设置和生产流程。工厂的内部功能可能需要进行适配。

自动驾驶汽车的复杂性在于它对复杂环境的反应。制造场景的复杂性在于要将其内部与高度结构化的且基本可预见的输入保持对齐。

一个高度自动化的工厂，如果在较长时间内产品保持不变，就可以被视为是高度自主的。这些工厂可以长时间在几乎无人看管的情况下运行，特别是在加工工业中。在离散制造中，产品的批次量较小。在工业产品中，产品配置要按照客户的规格进行调整，这是一个标准流程。但是，越来越多的消费产品也在按照客户愿望或当地市场的要求进行定制。改变生产以适应新的产品设计越来越常见。在最短的循环中，每一批次的产品（客户定制的产品）都需要重调整每个产品的生产流程。因此，工厂配置从设计周期转移到运营周期。

一个自主工厂不仅能够自动生产一开始就计划生产的产品，而且能够自动调整和适应产品设计。

我们之前讨论的属于工程的部分现在已经成为生产中不可或缺的部分。

将我们在工程章节中提出的想法与自配置工厂的想法结合起来，我们就可以得到这样一个工厂：给它提供规格，它就可以自主生产出满足这些规格的产品或组件。

在生产车间完全不需要人工参与的极端场景下，可以考虑这样设计工厂。不再需要设置观察人员的通道，也无需在机器人周围设置安全笼，甚至电气设备机柜也可以拆除（除非它们是为了避免设备污染）。将人类从工厂设计要求中移除可能会提高工厂效率，并降低碳足迹。

修复这样的工厂成了另一个挑战。一个完全自主的工厂是否能够自我修复还有待观察。

● 基于AI的解决方案——机遇

本书前面已经讨论了自主工厂的组成部分。高度自动化是根本。全自动机器已经是最先进的技术了，在今天的智慧工厂中，将机器人用于装配和某些制造步骤也很常见。我们已经提到了为确保生产出没有缺陷的产品而进行的过程质量控制。这种工厂是使用自动导引车辆来移动零部件和材料，还是使用其他运输工具，这本质上是一个设计决策。

由于批次量比较小，AI必须具备的一项能力就是将产品设计转换为机器指令。这样的系统需要考虑设备的能力、知道如何编程以及如何组装所生产的部件。这一步所需的智能水平取决于可生产的产品组合的广度。有些产品变体只需要更改部分机器参数（例如，尺寸、颜色、添加或删除特性）。如果要生产各种各样的产品，就可能需要进行大量的适配。甚至可能需要一些设备本身变得更加自主。例如，当前，机器人按照编写好的程序重复进行所需的动作。自主工厂或许能对机器人重新编程。但机器人可能会对变化的环境做出反应，适应变化的部件，找到不同位置的螺丝孔，或者通过查看零件来识别焊接轨迹。使工厂更具自主性意味着，将通常在生产环节之前执行的设计和工程步骤转移到运营环节，从而降低生产环节之前的复杂性，但增加运营环节的复杂性。

有了更高的自主性之后，工厂变得更加灵活，可以对更多样的输入做出反应。但即使是最灵活的工厂也只能生产其组件可以处理的东西。拥有焊接和金属加工设备的汽车工厂也许可以生产自行车，但它很难生产运动鞋和服装。因此，在确定期望的自主水平时，工厂的“结果空间”——即可能的产品范围——就至关重要。此外，与某些步骤仍由人工处理的解决方案相比，建造这样一个工厂的代价可能过于高昂。

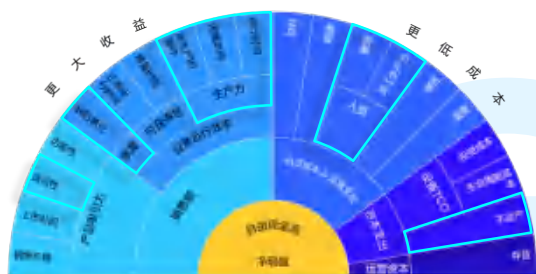
● 产生的价值

自动化程度高，因此生产效率更高、质量更好。

减少人力需求，带来更好的健康和更高的生产力。

无需人工，从而降低不动产需求。

总体而言，实现了更高的生产灵活性。



● 结论

一个完全自主的工厂可能还很遥远，也很难实现，而且去除所有人类交互也可能不是最有效的方法。然而，某些应用，例如，海底操作（在数据中心、电力生产或油气开采中已经看到了）证明这样的努力是有必要的。如果考虑到征服火星，这样的想法也是受欢迎的。如何经济高效地进行小批量生产，这不仅是AI面临的挑战。在工业化到来之前，人们是这样生产的：在作坊里一件件地手工制作。如果回到这样一个系统，而不利用工业化带来的巨大效率收益，这无疑是自主工厂面临的挑战。

作为第三道菜，我们想给您一个惊喜：来自维护的新的开胃应用。

维护的作用是尽可能延长机器的使用寿命，而不是修复已经损坏的设备。

我们看到了一个趋势，从统计维护（在达到预定的运营时间后提供维护服务）转变为在“现场”提供维护服务——准确地在需要的时间和地点提供。服务行动是提前规划的，考虑到实际的机器数据及其因运行期间的振动或环境条件造成的损耗和磨损。及时订购备件并安排维护人员。服务不再是不透明的“黑盒子”，即不再基于维护所花的时间收取费用，而是成为这样一种商业模式：在需要采取行动之前，提前为客户规划专门的时间和资源。

对经营者而言，维护不仅仅是定期实施传统的、标准化的维护和任务清单，而且要结合各种来源的知识（即客户生产计划、针对操作和磨损的传感器测量、机器历史、设计），以便使部署规划与各机器的个性化需求相匹配。特别是，不仅可以通过基于AI的单台机器分析来识别工业工厂的（潜在）问题（“预测性维护”），还可以通过基于AI的、跨客户的机器数据分析来识别（“对等组比较”）。

当前的发展受益于利益相关方价值链上的数据可追溯性，例如，利用来自传感器生产商、机器集成商和最终用户的数据。由于这些数据是专有的，以前不可能进行交换。但是，随着新的商业模式的演进，每个参与者的贡献都可以得到激励，因为这样做可以降低客户站点的总成本。而且传感器供应商可以在更短的设计周期内使其传感器适配新的客户需求。

引文

要是你们能够洞察时间所播的种子，知道哪一颗会长成，哪一颗不会长成，那么请对我说吧。

莎士比亚：《麦克白》，第1幕，第3场

● 客户的挑战

在运行工业流程时，出现中断是一件麻烦事。任何经营者都想要避免中断。在运营中，有时需要中断生产，例如为产品变更做生产准备的时候。计划性维护也需要进行某些中断。然而，计划外的中断可能会带来代价高昂的影响。

为了避免中断，经营者可以采取不同的维护策略。预测性维护是采取降低设备故障概率的措施。这可以与常规的汽车维护相比，包括在维护时更换机油，更换寿命有限的零件。这些任务可以计划和安排在由于运营原因（重新配置、周末等）停止生产时完成。其影响可以在生产计划中进行规划。根据观察到的设备状况，维护人员可能认为必须进行一些修理。他们会评估紧急程度，并相应地规划维护任务。必须围绕这类干预重新安排运行计划。

当设备发生故障而未被事先识别到时，运行就会中断。在修复期间，生产会被中断。更糟糕的是，中断的生产流程可能导致某个产品不可用。部分生产流程有很长的爬坡期，这会导致中断的影响更大。如果设备受到严重损坏，这种中断可能很严重，并导致重大损失。

因此，尽可能准确地检测到退化情况并预测故障是符合经营者的利益的。

● 基于AI的预测性维护——挑战

预测故障很容易，不需要AI就可以做到：任何设备都会在某个时间出现故障。即使预测是正确的，也帮不上忙。为创造价值，预测应包括以下几个方面：

- 什么即将出现故障？需要做些什么来防止故障发生？
- 什么时候可能出现故障？设备还能安全运行多久？

● 状态监控

第一个关于故障性质的问题可以通过状态监控来解决。可以在故障形成的相对晚期时候看到、听到甚至闻到故障。AI可以帮助更早地发现故障。可以使用来自其他故障的数据集训练网络。再将测量的数据传递给AI系统，从而确定设备是否显示出退化的迹象。

但是，需要大量的各种故障数据来训练AI。由于工业设备本身很少发生故障，因此可能无法从一个站点获得这样的数据。因此，供应商必须从很大一部分存量中收集数据，要通过物联网从客户那里收集信息。如果客户抱怨说他们不想共享数据，那他们必须意识到，只有在很多站点共享数据的情况下，这样的解决方案才能创造价值，而且他们可以从其他共享数据的客户那里受益。因此，他们对该方案的整体质量做出贡献并从中受益。

为了收集数据，设备必须创建包含信息的数据。对于运动中的设备（例如，发动机、机器人等），这不成问题。旋转设备监测已经存在几十年了，可以分析收集到的信号频谱。但是，其他设备（例如断路器）在被触发之前都不会传递表明其是否正常工作数据。在被触发时可以观察到故障，但为时已晚。因此，和所有AI项目一样，一个关键问题是：是否能够获取包含正在形成的故障信息的数据？

物联网可能是实现这一目标的一种手段，但在AI解决方案可能创造价值之前，需要投入大量的资金和时间来建立故障数据集。

● 预测

状态监控可能会指示故障内容，但要知道什么时候会出现故障仍是一项更复杂的任务。仿真可以为预测设备的未来表现提供答案。为了预测故障，老化、磨损和损耗必须反映在仿真时使用的数学模型中。这样的模型非常复杂，而且用于设计产品和仿真产品运行行为的模型通常不包含这样的模型。此外，即使仿真中包含故障模型，也不容易将内部模型参数映射到测量值以重现观察到的影响并对其演变进行仿真。

因此，基于数据的模型（如AI）有助于解释那些被观察到但没有被建模的影响。但是，正如在状态监控一节中提到的那样，必须能够获得此类数据。对于状态监控，来自某个时间点的数据足以识别该特定时间的状态。对于预测，还必须提供从检测到故障这段时间的数据。在这个时间段内，运行状态，即设备的使用方式，也发挥了一定的作用。在观察到状况的地方和预测可能发生故障的地方，运行状态会有所不同。

能够显示故障演变过程的数据集则更为罕见。收集此类数据会受到所谓的“审查问题”效应的影响。一旦检测到故障，大多数客户都会在设备出现故障之前将其修复。因此，数据集不会包含假如没有干预设备会何时出现故障的信息。

● 解决办法

与基于状态的预测性维护一样，通常会提到另一种方法作为一种可能的维护策略：规范性维护。在这种方法中，会预测什么时候出现故障，以及可以采取什么措施来防止故障出现。除了故障预测，为了产生其他客户价值，规范性维护必须提供比“修复它”以及如何修复更好的建议。

除此之外，先进的规范性算法还将考虑运行的边界条件，并提出可能的运行措施以满足运行目标。这可能意味着以较低的速度运行，或者降低其他流程变量，以便仍然能够在规格范围内生产，但将故障推迟到更便于维修的时间段，例如计划内的停电或低产量期间。

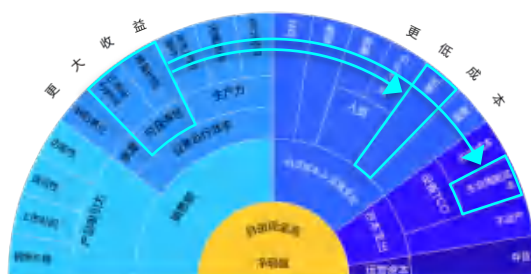
以一艘在公海上航行的船只为例。预测性算法可能提示说在到达预定港口之前会出现发动机故障，所以船舶需要改变航线，驶向一个较近的港口。一个好的规范性算法将计算出最优速度，在该速度下发动机将承受较小的应力，所以会在到达港口之后才出现故障，因此可以在港口安全地进行维修。

规范性算法不仅要考虑相关设备，还要考虑围绕它的流程及其各自的业务目标。需要有运行模型来预测设备在退化情况下的行为及其对整个生产流程的影响。这个范围往往超出了当前AI通常涵盖的范围，而且建设成本可能非常高。因此，它只适用于关键的、高价值的资产。

● 产生的价值

增加正常运行时间和减少维修时间会影响生产设备的OEE。

这还带来了更高的韧性，并降低了生命周期成本，因为维护得当的设备的使用寿命更长。



● 结论

预测性维护是工业应用中物联网和AI场景中经常提到的一个用例。不过，需要指出的是，这并不容易实现。主要原因是预测并非易事。

如果考虑将预测性维护作为一个AI应用，供应商必须仔细研究哪些数据包含表明故障正在形成的信息。而且，要想实现有效的预测性维护，必须获取数据并对其进行充分标记。

因此，不仅要分析物联网数据，还必须分析包含故障描述的服务报告、关于故障前设备使用的运行数据，以及用于设计设备的任何构造数据和模型。可以在设备的数字孪生中获得这些数据。

虽然很容易知道设备会在某个时间出现故障，但很难知道会在哪个时间点出现故障。

引文

预测的目标不是预测未来，而是给你所需的信息，使你能够在当下采取有意义的行动。

保罗·萨福

● 用例：用于减少铸造废料的规范性AI

南半球最大的铸造厂之一每年在其位于南非开普敦的工厂生产12.9万个高品质铸铁汽车零部件。该厂的熔炼产能为每年11万吨。图22提供了对需要优化的产品和流程的洞察。为了在全球范围内竞争，并实现他们成为全球最好的铸造厂的愿景，该铸造厂希望拥抱AI解决方案带来的机会。

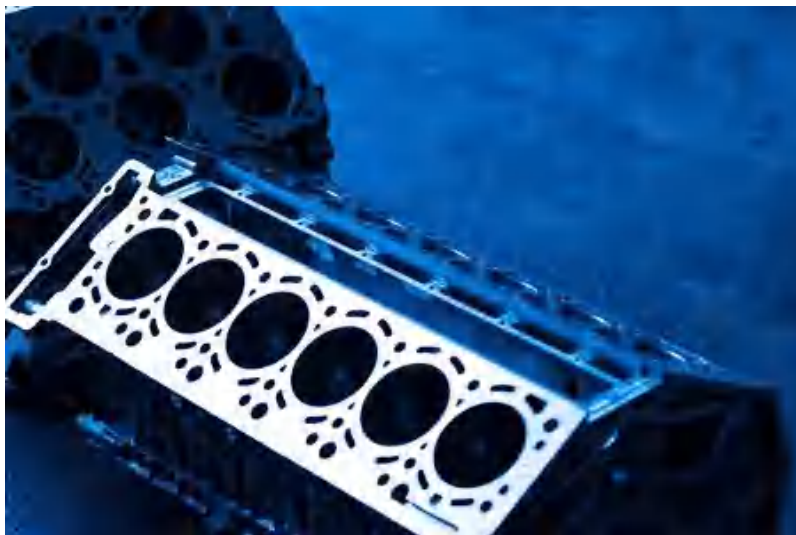


图21: 铸造厂生产的成品发动机缸体²⁶

● 客户的挑战

历史上，这家工厂的报废率达6%，他们希望找到一种方法来优化其制造流程，以降低报废成本。

虽然报废率并不比行业标准水平高，但在欧洲或北美装运和报废的每一个缺陷部件都会产生相对较高的运输和违约成本。

*26. <https://pixabay.com/photos/engine-engine-block-cylinder-1369258/>

因此，主要目标是通过降低内外部缺陷和报废率来减少有缺陷的发动机缸体发货数量，进而提高产量，减少返工。良好的发动机缸体如图21所示。经验表明，挑战在于构成现代铸造厂的大量非线性因果关系带来的复杂性。

用所有可能的传统工程方法来优化工厂已经达到了瓶颈，创新和工厂改进停滞。工艺工程师面临着大量数据，这些数据可以转换为数百万种可能的工厂状态组合。如果没有人工智能辅助，他们不再可能使用和分析这些数据。



图22：浇铸前将熔化的金属转移到钢包中²⁷

● 基于AI的挑战

规范性AI解决方案能够分析大量的流程和质量数据，从而确定特定工厂的最佳操作区域，并以规范的形式提供设定值更新，使经营者将工厂状态从次优区域变为最佳性能区域。²⁸

必须进行的AI之旅始于从许多不同且通常迥异的源头提取和转换数据，然后统一这些数据，以供规范性AI模型使用。对于这个特定的铸造客户，历史生产数据是从PLC和工厂的中央SCADA系统收集的。其他数据取自Excel和CSV文件以及手写表单。

最终，15个月的历史数据被转换为一个包含17.3万条记录和400个独特过程变量的单一视图。

*27. 钢包图片：https://unsplash.com/photos/zHK_gTTds

*28. DataProphet的AI解决方案：<https://dataprophet.com/our-ai/>

Using the Process Flow to inform data completeness and contextualisation

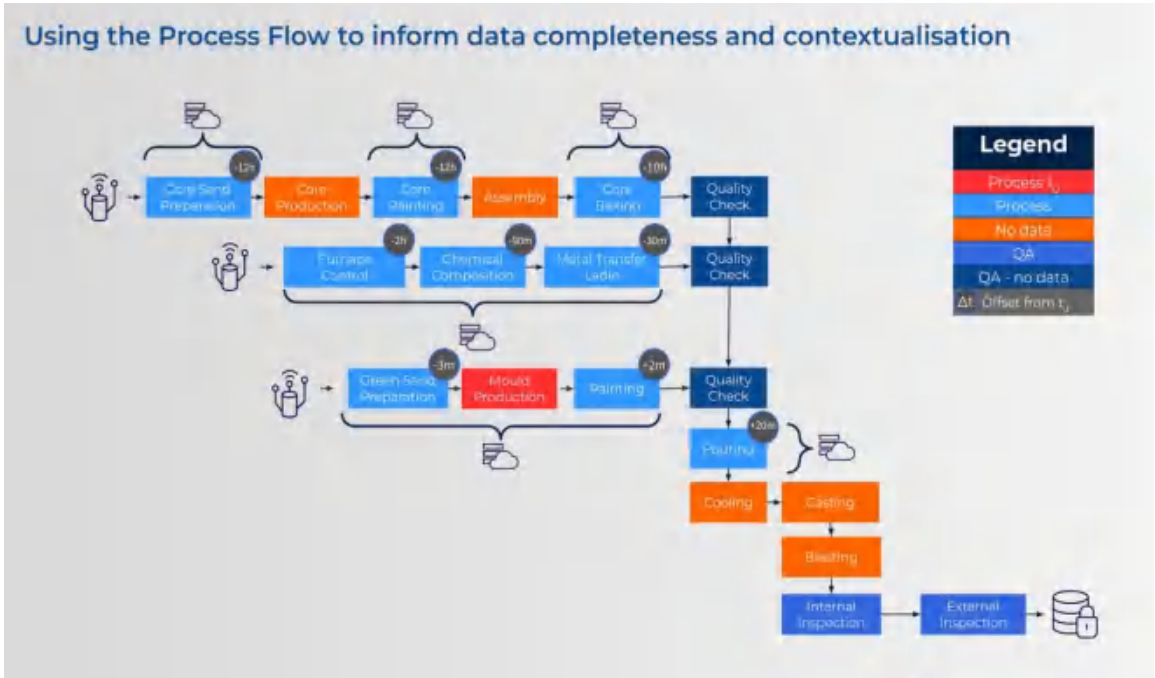


图23: 可用数据以及铸造工艺物料流示意图

通过应用先进的监督和无监督机器学习方法（如图23所示），为该客户复杂的多步骤工业流程找到了最佳操作方案。该方案用到了来自整个工厂的大约1,000个参数之间的相关性和相互作用。图24和图25进一步展示了所使用的规范性AI功能及用户交互。

在那之后，工厂在确定的最佳区域内或非常接近确定的最佳区域内运行，允许因不可控的流程参数而产生的轻微变化。基于从流程中持续摄取的数据，规范每五分钟更新一次。

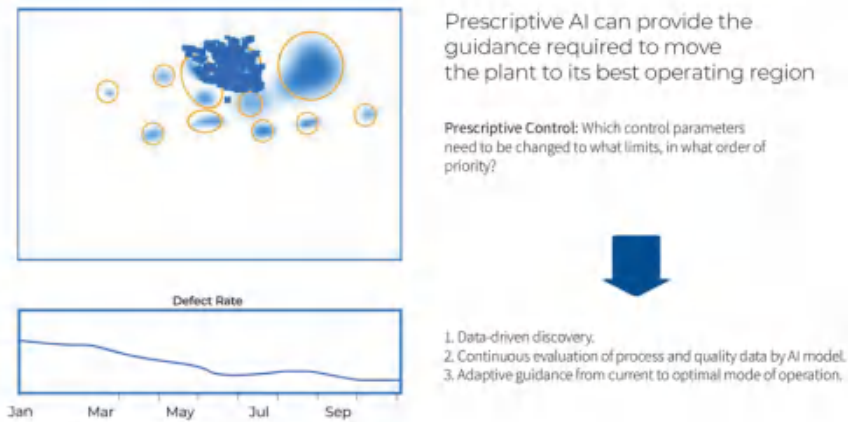
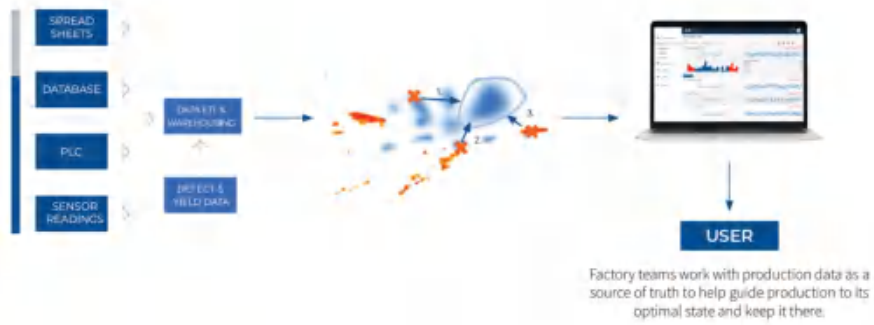


图24: 规范性AI的功能示意图

该解决方案在构建时就考虑到了可扩展性，可以快速扩展到站点内的其他单元操作，或完全扩展到其他站点。数据源的通用性使更快的扩展成为可能。但是，该解决方案也完全可以与各种不同的数据源集成。

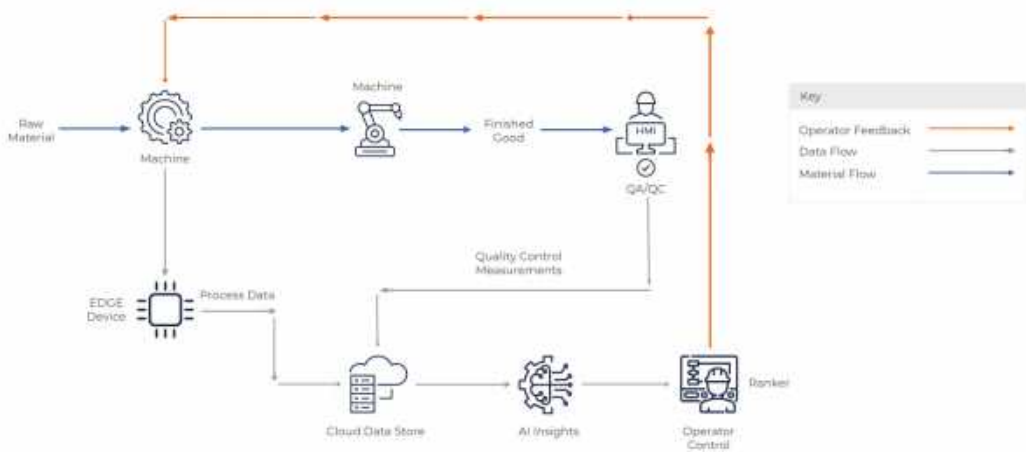
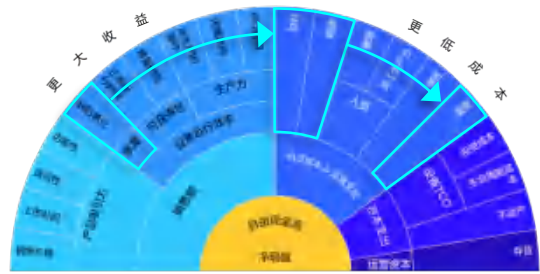


图25: 用于优化流程的机器/系统/用户交互示意图

● 产生的价值

减少报废和缺陷，因此物料和能源消耗减少，且质量提升。

这也有助于更好地遵从可持续发展法规。



具体而言，产生的价值如下²⁹：

- 发动机缸体缺陷在长达3个月的时间里降低到0.5%，并且长期缺陷率平均下降了40%。
- 该工厂在部署的第一个月就将报废率降低了一半。
- 在最初的三个月里，外部报废率持续低于0.1%。
- 这使得每月节省约10万美元。
- 良率提升使得2018年和2019年的产量创下新高。
- 工艺控制参数的优化实现了零外部缺陷，进一步减少了浪费，降低了工厂的生产能耗，并避免了不必要地运输有缺陷的大型发动机缸体。
- 每减少发货一个有缺陷的缸体，我们的客户就可减少约135公斤二氧化碳排放。

● 结论与展望

将预测性AI引入传统行业，如钢铁行业的铸造厂，可以进行模型创建和流程理解，因此有可能在更高的流程成熟度和效率下推动能源节约和降低二氧化碳足迹。

该铸造厂的首席执行官表示：“或许过去我们也有能力取得类似的结果，但我们完全不知道是因为做了什么才取得这样的结果。有了人工智能，我们非常清楚需要做什么来提高产量。规范性AI解决方案已经大幅减少了报废和返工，对我们的利润产生了积极影响。”

*29. 发动机缸体制造案例：<https://dataprophet.com/case-study-automotive-foundry/>

*30. 铸造厂CEO引言：<https://metrology.news/data-analytics-provides-real-time-quality-assurance-to-improve-processes/>

引文

Ὅτι ἡ τριάς ἐξαίρετόν τι παρὰ πάντας τοὺς ἀριθμοὺς κάλλος εἶληχε καὶ εὐπρέπειαν· πρῶτον μὲν τὰς τῆς μονάδος δυνάμεις ἐνεργοὺς πρωτίστη παρασχούσα, περισσότητα, τελειότητα, ἀναλογίαν, ἕνωσιν, πέρας·

三元组具有超越所有数字的特殊美和公平性，主要是因为它首次使单子的潜力发挥出来——奇异性、完美性、比例性、统一性、极限性。

叙利亚柏拉图主义哲学家杨布里科斯，公元245年-325年

在音乐中，三和弦是三个音符的组合。在这个用例中，三元组象征着供应链中的三个关键利益相关方，他们需要相互协同。

● 用例：协同状态监控

“协同状态监控”（简称CCM）这一用例涉及收集和使用运行数据，以优化运行期间机器及其组件的可靠性和使用寿命。CCM与制造业相关，目标是通过跨公司协作产生附加值，并进而降低成本。

● 客户的挑战

这个用例解决了当前的行业障碍和现有商业模式的限制，提供了基于高可扩展的价值链新结构的解决方案。

到目前为止，合作主要是双边的，例如，当工厂经营者和机器供应商交换运行数据以规划维修服务时。这种合作通常只涉及两个合作伙伴，并通过客户/供应商关系（包括市场的力量）发起和实施。

CCM定义了如图26所示的“三脚架”价值链，包括：

- 供应商
- 集成商
- 工厂经营者

这个价值三角形（三点分形）是多边结构中的最小分形³¹。

*31. https://www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/EN/Downloads/Publikation/Multilateral_Data_Sharing.html

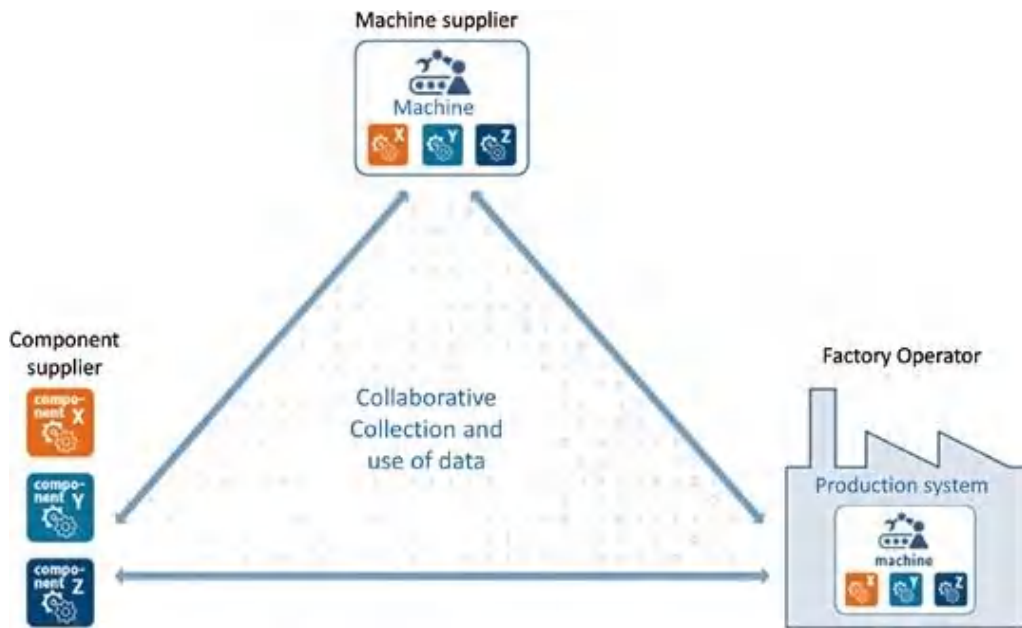


图26: 最小生态系统的分形是较大生态系统的构建块 (©平台工业4.0)

该分形可用于讨论多边协同涉及的以下挑战和要求:

- 技术方面, 例如身份、信任和数据主权
- 合规
- 法律方面
- 思维方式, 数据创业的勇气
- 可用性方面
- 获得的知识可以转移到更大的分形网络中

缺乏信任: 要想让参与者共享他们的数据, 就需要安全的数据传输、存储和访问权限, 以保护数据不被竞争对手获取并防止专业知识 (敏感的生产数据) 被窃取。

缺乏商业模式: 通过提供和使用CCM中各个参与者的数据, 可以产生附加值, 这可以对总拥有成本产生积极的影响, 例如延长机器使用寿命。

通过增加部件和机器的可靠性和使用寿命, 可以在数字生态系统 (“数字商业模式”) 内产生经济优势。这需要价值链中所有相关方的协作, 并根据授权来访问数据。图27展示了开发的数据交换框架, 包括与业务、法律和技术要求的接口。

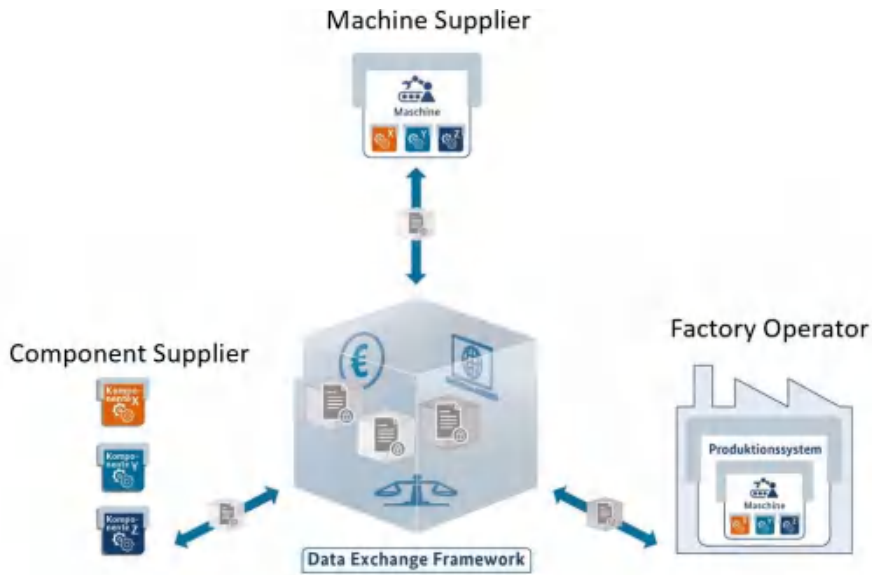


图27: CCM数据交换框架 (©平台工业4.0)

● 基于AI的挑战

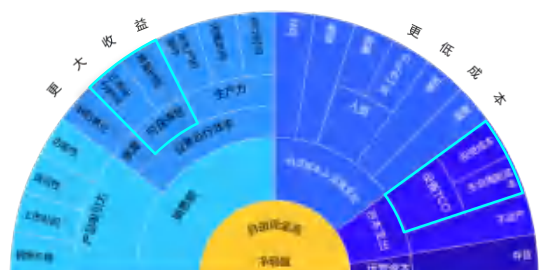
使用关联和AI（例如机器学习）可以延长机器或组件的使用寿命。AI的挑战在于利用数据交换框架，例如，从来自组件供应商、集成商和工厂经营者这三个利益相关方的三种不同类型的数据中获取和融合输入，以提供优化的服务。将资产管理壳（AAS）作为标准接口有助于数据交换。

- 组件供应商提供的组件带有AAS，AAS中包含与使用寿命和可靠性相关的数据字段。
- 机器供应商交付的机器带有自己的AAS，其中也包含使用寿命和可靠性相关的数据字段。
- 将会升级机器的AAS，使其能够将机器数据和在机器使用寿命中积累的组件转发到一个中立平台。
- 基于管理壳中的数据字段，工厂经营者还会补充相关的机器使用数据（例如，工作温度、维护间隔）。

● 产生的价值

通过提高组件和机器的可靠性和使用寿命，在数字生态系统中产生经济优势。

数字生态系统中的TCO降低，OEE提高。



- 结论:

协同状态监控（CCM）描述了一种创新的方法，使网络中的各市场参与者能够提高制造工厂的可靠性和使用寿命，从而为价值链中的所有利益相关方创造附加值。

CCM方法是一种创新的方法，因为它是基于企业和竞争对手之间的多边合作，并催生了新的商业模式。在这种情况下，在运营层面竞争的公司必须提供数字化商业模式实例化所急需的数据（其方式应与其实体产品一样），并认识到这些数据与品牌和产品差异化无关。³²

- 更多信息

平台工业4.0——事件报告：工业多边数据共享(plattform-i40.de)

*32. <https://www.plattform-i40.de/P140/Redaktion/EN/Downloads/Publikation/collaborative-data-driven-business-models.html>

引文

如果我有6个小时去砍一棵树，我就会先用4个小时磨斧头。

亚伯拉罕·林肯

亚伯拉罕·林肯的这句话指出了规划和准备工具对于减少要付出的努力的价值。

● 用例：Service-Meister：基于AI的服务生态

Service-Meister项目包含了多种成本节约措施，这是得益于图28所示的在制造业中基于AI服务平台进行服务交付。

● 客户的挑战

新的服务任务和商业模式导致我们越发需要服务人员来维护或改进机械操作，以减少成本高昂的机器停机时间。特别是在工业4.0环境下，很多机器供应商和制造商不再简单地销售他们的机器，而是将机器作为所谓的MaaS（制造即服务）或订阅模式的一部分。截至目前，服务是基于运行时间来提供和计费的，这限制了服务过程的透明度。

27%的德国公司已经在服务和客户支持中使用AI——但预计这一比例将在五年内上升至69%。通过联网的传感器，可以远程访问机器和环境状态数据，从而优化透明服务和维护操作的管理。

Service-Meister用例的生态系统中包含：

- 服务人员
- AI服务平台运营商
- 服务运营商的终端提供商
- AI解决方案支持中心
- 需要维修服务的机器和设备供应商
- 最终用户：工厂经营者

● 基于AI的挑战

Service-Meister平台旨在提供覆盖整个服务流程的AI系统和组件——360度视图。服务技术人员必须能够在各种工作条件下获取信息，以确保良好的用户体验和无障碍地获取相关信息和解决方案。

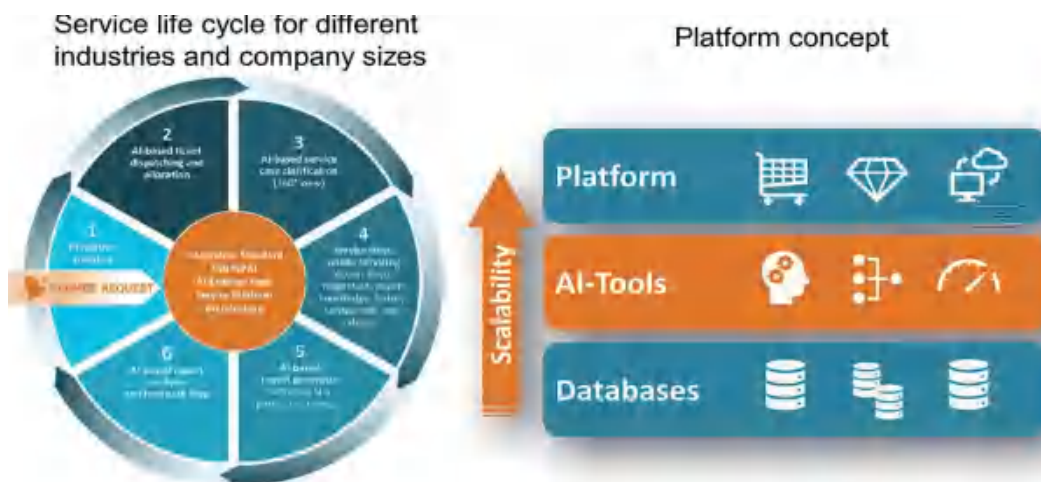


图28：面向工业4.0的基于AI的服务生态

参与其中的企业的不同关键用例“快艇”面临着不同的AI挑战：

科隆：环境筛查——远程监测水位，确定排水速率，并发现问题。

技术：应对气候变化需要智慧水务管理解决方案，因此，像这样的物联网服务越来越受欢迎。如果冬季雨水较多，而夏季只是偶尔出现强降水，污水管道可能难以应对。极端天气造成的后果：洪水和高水位。

伍尔特：工业中的物料供应——加速业务流程状态监控和监测：远程检测故障。

技术：这些用例侧重于预测性维护。

OGE：服务管理——检测天然气管道异常，预测服务需求。

技术：OGE公司运营着自己的能力中心，其任务是检测所有850个气体泄漏传感器的数据流中的异常。

通快：高效规划服务调用，机器数据自动诊断。

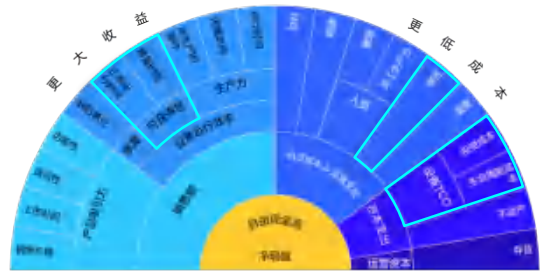
技术：机器可以独立诊断和分析问题，并将结果传输到云平台上进行评估。维护工单可以自动化管理，信息可以用于持续学习和改进。提高了系统的可用性，降低了维护成本。

● 产生的价值

降低投资成本：中小企业可以通过使用参考架构和通过Service-Meister开放平台提供的AI即服务平台来降低投资成本。

这将降低使用AI技术和服务生态系统的门槛，从而降低服务提供商和客户站点的总成本。

正在开发新的商业模式，以通过减少机器停机时间、降低环境危害风险以及供应链中的总拥有成本来实现特定服务的变现。



● 结论：

实际上，在过去50年，德国一直引领着AI研发，但到目前为止，还没有实现大规模AI平台的部署。

该平台旨在支持中小企业向其客户提供服务。通过“快艇”将行业中各种不同的服务需求融入到项目中，代表不同行业的不同用例。此过程可创建供中小企业使用的通用服务、模块和蓝图，并确保解决方案的可扩展性。

该平台可以作为一个符合GAIA-X标准的联盟来运营，并确保拥有数字主权的合作伙伴可以交换和共享其数据，并创造新的商业模式。

● 更多信息和参考

<https://www.servicemeister.org/das-konsortium/>

Abendroth, J., Riefle, L., & Benz, C. (2021) : 《打开数字化B2B共同创新平台的黑盒：一种分类法》，第16届经济信息学国际会议论文集。

https://www.researchgate.net/publication/348326720_Opening_the_Black_Box_of_Digital_B2B_Co-Creation_Platforms_A_Taxonomy

引文

Un segno di intelligenza è la consapevolezza della propria ignoranza

智能的一个标志是意识到自己的无知。

尼可罗·马基亚维利



图29: Dall-E生成的图片——生成式AI成为“烹饪制造创新”的新调料

到目前为止所展示的用例大多是建立在神经网络上的，这些神经网络是使用与特定用例相关的标签数据进行训练的。这些解决方案的挑战不是网络及其训练算法的配置，而是适当数据的可获得性。即使潜在的AI用户相信他们可以提供所有必要的的数据，但情况往往并非如此。数据的正确性、完整性、一致性和可访问性不足以支持系统训练。

此外，训练数据必须被标记，即训练数据集的正确答案必须是已知的。特别是在故障预测等应用中，必须有足够的故障数据。由于设备在构建时就考虑要尽量避免故障，所以这样的数据很少。因此，项目失败往往不是因为AI的复杂性，而是因为缺乏数据。关于“物理信息神经网络（PINN）”的最新研究解决了基于数学公式或模型生成数据的需求，这些数学公式或模型与其背后的物理现实是一致的。

生成式人工智能的最新进展，比如像ChatGPT这样的大语言模型（LLM），采用了比神经网络更广泛的方法。它们不再是从与特定用例相关的数据集中学习，而是复制人类的学习方式：阅读书籍和文章。由于拥有充足的计算资源，它们不会将自己局限于特定的用例，而是读取网络上可访问的一切内容。它们学会了提取信息，并以新的方式组合这些信息，然后基于学到的内容进行内容生成，如图29所示。

它们主要是生成文本，无论是礼节性信件、论文摘要，还是任何作者风格的诗歌。需要注意的是，这些模型并不“知道”它们读了或写了什么。它们只是根据提示和之前写过的内容，计算在一个句子中下一个词可能是什么。从网站或数据库中检索的信息总是正确的，但模型的输出则不一定，其中错误的部分被称为幻觉。

除了语言，其他公开可获得的材料，如图像和视频，也可以用于训练生成式模型，并创造新的工件。基于一段简短的文本，就可以生成高质量的文本、图像或视频。个人使用所有这些工具会觉得很有趣，也很有帮助，而且在商业环境中也有一些应用。

大多数业务流程都是通过文本文档来记录的。根据LLM的构建和训练方式，它们非常适合基于公开文本生成任何内容。其中一些应用包括：

- 聊天机器人：回答用户难以从网站或用户手册中找到或拼凑出答案的问题。对于很多应用程序而言，这比使用搜索功能更简单。
- 文本生成器：根据对内容的简短描述，按照受众所需的风格撰写文本。考虑到我们工作中花费在撰写文本上的时间，这可能会使文职型的任务更加高效。
- 总结文本：解析文本并回答与其内容相关的问题。我们要花多少时间阅读各种过于赘述的报告，以解释一件我们已经知道的事情？这也可能使很多工作更加高效。

计算机代码是一种特殊的文本类型。大量可访问的源码库（例如，GitHub）为训练编程引擎提供了良好的基础。LLM在编程方面已经取得了良好的技能。

在这些应用中，一个特别的挑战是隐私。如果内容生成所依赖的基础信息是您公司的专有信息，则不能将其用来训练系统。需要注意的是，公开的LLM会处理输入给它的所有文本。将公司的机密设计文档提供给ChatGPT或任何其他公开系统是绝对不行的。

此外，LLM需要来自非常大的文本的统计信息。如果对您的应用程序至关重要的信息只包含在几个文件夹中，那么它不足以影响已训练的系统。我们面临的是与较小规模的专用神经网络中遇到的类似问题：难以访问不充足的数据是AI项目中经常遇到的一个障碍。

还要考虑另一个已经提到的挑战：幻觉。如果错误响应的代价很高，那就不建议将LLM作为唯一的解决方案。在关键应用中，我们习惯构建冗余。此外，在人类主导的流程中，一项决定需要得到另一个人的验证，并且它背后的理由必须被记录下来。AI系统也是一样：如果被用在关键环境中，它们不应该是唯一的决定方。

如果我们从一般的商业应用转向更偏工业的应用，那么有些领域看起来非常有前景。

设计/工程：在LLM成功之前，已经有一些应用使用更传统的AI或优化算法来解决设计和工程问题。生成式设计允许设计者输入规格，例如所需的物理属性，然后系统可以创建设计，仿真其结果，并逐步改进以达到所需的行为。在关于工程的章节中已经描述了这个流程。这样的系统现在变得更加强大。同样，化学、材料或药物发现也越来越多地由生成式系统驱动。

规划/运营优化：LLM在这方面也展现出了一些令人惊讶的结果。无论是规划物流（内部或外部），还是资源分配和调度，这些复杂问题都被成功地记录下来。然而，最近的研究表明，这样的系统实际上并不会做规划：它们将描述先前规划的文本中的信息进行组合，并将它们放在新的上下文中。对于许多应用程序来说，这已经足够了，但跟更传统的系统模型和数学优化器相比还有差距。尽管取得了初步成功，但仍有很大的改进空间。

诊断/预测性维护：该应用经常被称为生成式设计的候选应用。值得注意的是，我们在本书的维护章节也描述了解决此类问题的挑战。生成式AI出现后，这些挑战并未消失。在询问ChatGPT关于生成式AI的潜在工业应用时，它确实会将这个主题列为机会之一。当被问到它会如何看待生成式AI时，其描述是恰当的：它描述了我们之前也描述过的常规方法。对于以下问题：“你没有在你的解决方案中使用生成式AI。”它公然回答：“是的，你是对的。”这里也有很大的改进空间。

前面描述的弱点目前正在通过检索增强生成（RAG）来解决。在编撰一个回复之前，系统会查询它认为相关的数据源（或定义为系统的一部分的数据源）。然后，它将这些信息反馈给询问，就像用户输入支持文档进行分析一样。这样的解决方案往往包含更少的错误，并且对于数据源中包含的特定情况可以给出更具体的响应。虽然LLM的一些弱点可以得到解决，但还是要回到之前所说的，我们需要访问充分、正确、一致且完整的数据。在本节一开始，我们就是从这里开始探索基础模型的。

总之，在本文没有涉及的许多领域（例如，娱乐、广告等），生成式AI都显示出了惊人的结果。开头引用的马基亚维利的话直指人类的无知，尽管那是在AI出现之前说的。根据哈内曼的分析，人类的快速决策往往不是基于事实，而AI使能的决策——在数据缺失的情况下——往往会产生幻觉。因此，这两个弱点都需要在合作中利用对方的长处来克服。

在应用AI的时候，我们必须意识到它的缺点以及它的优势。在设计由生成式AI支持的系统时，许多系统组件可能不是基于AI的，有些甚至需要人类交互。因此，对最新技术以及为应对其缺点而开展的研究的充分理解就很重要。

许多组织，如ZVEI、GIO或世界经济论坛当前的项目，都在对此进行研究。进展很快，但仍有很大的不确定性。如果我们回顾一下革命性的创新，就会发现创新从来都不是照搬以前的做法：轮子代替了腿，内燃机代替了马，印刷代替了手工书写，计算机不像人脑那样工作。创新必须超越模仿人类。如果是模仿人类，那么我们希望机器可以规避的人类缺陷也会被复制。

展望

尊敬的读者：

如果这些创新开胃菜让您感到好奇并想要品尝更多，那就已经表明我们的这本手册是成功的。我们选择将这种方法作为双向开放创新的新方式，以发起一个制造相关的创新社区，既分享研究和创新的最新用例，也洞察制造行业的实际问题。

正如威廉·吉布森曾说的，“未来已来——只是尚未流行”³³，一些解决方案可能已经存在于其他领域中，而特定领域的用户还不知晓。例如，在棕地，电信行业已经在更新传统机器的专家知识，但安装和运营无线网络仍需要专家。随着IT领域和OT领域开始融合，我们认为在不久的将来，客户或用户将获得服务支持，他们自己就可以轻而易举地安装和运营私有网络。

此外，我们坚信，AI工具（如用于生成设计的工具）的加速发展，以及越来越多的对数据空间的访问，将推动不同行业领域的创新进程。但是，作为特定领域的用户或供应商，您该如何利用其带来的优势？利用数字化机会的一个关键问题是，制造公司（无论大小）都缺乏IT专家。

随着工业元宇宙和数字市场的发展，我们认为有必要采取行动，克服企业创新需求和IT资源的瓶颈。我们的解决方案是通过与我们建立了联系的多种渠道将您（作为感兴趣的合作伙伴）链接到全球各地的AI社区，例如，通过ZVEI（德国电气与电子工业协会）、德国工业4.0平台、全球产业组织（GIO）以及全球各地的学术机构。

为了从我们的举措中获益，您可以：

- 上传您的创新故事——成为我们社区的一员。
- 上传问题描述——访问全球各地的AI社区。
- 联系本书作者组织或开展黑客马拉松，以寻找新的或替代解决方案。
- 上传基于AI的方法，寻找应用——进入市场。

欢迎加入社区！

联系邮箱（GIO秘书处）：operation_team@gio.zone

*33. 封面台阶上的二进制代码包含了威廉·吉布森的上述引言，增加了提示语：“是时候选择支持哪个未来了”。呼吁全球共同努力，为人类福祉、健康和可持续发展做出贡献，保护我们的生命和我们的星球。

AI人工智能产业链联盟

#每日为你摘取最重要的商业新闻#

更新 · 更快 · 更精彩



Zero

AI音乐创作人

水墨动漫联盟创始人

百脑共创联合创始人

人工智能产业链联盟创始人

中关村人才协会秘书长助理

河北北大企业家分会秘书长

墨攻星辰智能科技有限公司CEO

河北清华发展研究院智能机器人中心线上负责人

中关村人才协会数字体育与电子竞技专委会秘书长助理



主要业务:AI商业化答疑及课程应用场景探索, 各类AI产品学习手册, 答疑及课程



欢迎扫码交流

提供: 学习手册/工具/资源链接/商业化案例/
行业报告/行业最新资讯及动态



人工智能产业链联盟创始人

邀请你加入星球, 一起学习

人工智能产业链联盟报 告库



星主: 人工智能产业链联盟创始人

每天仅需0.5元, 即可拥有以下福利!
每周更新各类机构的最新研究成果。立志将人工智能产业链联盟打造成市面上最全的AI研究资料库, 覆盖券商、产业公司、科研院所等...

知识星球

微信扫码加入星球 ▶

