一种通过机器学习和可编程无线环境实现的新型射频无损检测方法

Stavros Tsimpoukis，Dimitrios Tyrovolas，*IEEE*会员，Sotiris Ioannidis，Maria Kafesaki，Ian F. Akyildiz，*IEEE*终身会士，George K. Karagiannidis，*IEEE*会士，Christos K. Liaskos

arXiv:2601.06512v1 [cs.LG] 10 Jan 2026

摘要——**当代工业无损检测方法需要具备在被遮挡、危险或受限环境中运行的感知能力。然而，目前基于光学相机的视觉检测在这方面提供的服务质量有限。因此，亟需适用于智能制造的新型工件检测方法。可编程无线环境有望助力实现这一目标，将无线射频波传播重新定义为可控的检查员实体。本文提出一种新型无损检测方法，利用基于射频波前编码的射频感知流程，从指定数据库中检索工件图像条目。该方法将可编程无线环境支持的射频波操控与经过训练、可生成用于质量检测的视觉输出的机器学习工具相结合。具体而言，我们建立射频波前与目标工业资产之间的相关关系，从而生成以结构化方式关联波前及其对应图像的数据集。随后，生成对抗网络生成与数据库条目高度匹配的视觉表征。结果表明，该方法在视觉输出方面取得了**99.5% **的结构相似性指数匹配分数，为工业领域下一代质量控制工作流程铺平了道路。**

索引词—**无损检测（NDI）、软件定义超表面（SDM）、可编程无线环境（PWE）、智能制造。**

I. 引言

当代制造过程的特点是信息物理系统（CPS）和数字孪生（DTs）的兴起，它们描绘了一个高度互联、自动化的工业时代 [1], [2]。实现这一范式的关键在于运用无损检测（NDI）技术。这些技术能够监测制造环境，并在不干扰生产线的情况下，提供与实体资产相关的结构可视化信息 [3]。要保持稳定的产品质量，环境必须能够实时监测制造过程，并据此对产品质量作出准确判断，因此对系统的速度、协调性和可靠性提出了严格要求。为满足这些要求，当前方法依赖互联硬件网络，由摄像机和传感器持续采集数据，再由计算单元推断产品的结构完整性。然而，由于视线要求、遮挡和光照干扰等固有限制，光学检测方法往往难以满足行业规定的质量标准。此外，随着制造业向工业5.0转型，自动化应纳入更多体现以人为中心理念的系统 [4]。这一范式要求检测工作不仅确保制造过程具备高保真度，还要尊重员工隐私，而这正是基于摄像机的监测未能考虑的方面。因此，亟须探索替代方案，既能满足自动化无损检测系统的需求，确保可靠的视觉监测，又能遵守严格的以人为中心的隐私要求。

一种有望摆脱环境对基于摄像头的处理方法依赖的方向，是将检测环节转移到环境中大量射频波的物理传播过程上。具体而言，由于射频波会沿环境传播并与环境相互作用，因此可以在传输过程中操控其行为，将关键信息直接编码到物理射频信号中，从而减少对大规模、多组件数字处理的依赖，并提供一种新的感知方式。然而，实现这一概念需要能够动态塑造射频信号与周围环境的交互方式，将传播介质本身转变为系统检测机制的主动组成部分。在这一方向上，近年来被称为超材料的工程材料取得了进展，使这种控制成为可能[5]–[9]。具体来说，这些材料由亚波长单元的周期性排列构成，这些单元被称为超原子，可进行定制，以便与入射波产生精确且可控的交互。这一概念的改进实现形式见于可重构智能表面，

S. Tsimpoukis 就职于希腊约阿尼纳的约阿尼纳大学（s.tsimpoukis@uoi.gr）。D. Tyrovolas 就职于希腊塞萨洛尼基 54124 的亚里士多德大学电气与计算机工程系，以及希腊伊拉克利翁 71414 的 Dienekes SI IKE （tyrovolas@auth.gr ）。S. Ioannidis 就职于希腊哈尼亚的哈尼亚技术大学电气与计算机工程系，以及希腊伊拉克利翁 71414 的 Dienekes SI IKE（sotiris@ece.tuc.gr）。M. Kafesaki 就职于希腊研究与技术基金会（FORTH），希腊（kafesaki @iesl.forth.gr）。I. F. Akyildiz 就职于美国佐治亚州阿尔法利塔 30022 的 Truva Inc.（ian@truvainc.com）。G. K. Karagiannidis 就职于希腊塞萨洛尼基 54124 的亚里士多德大学电气与计算机工程系（geokarag@auth.gr）。C. K. Liaskos 就职于希腊约阿尼纳的约阿尼纳大学计算机科学与工程系，以及希腊研究与技术基金会（FORTH）（cliaskos@ics.forth.gr）。

也称为软件定义超表面（SDM），其通过支持对每个单元进行电子配置来调节信号的反射、折射或吸收，将这种控制扩展至实时运行 [9], [10]。因此，当此类超表面应用于实体空间的表面并进行协同配置时，它们可以将无线传播环境转变为可编程无线环境（PWE） [11], ，使电磁（EM）波传播成为一种完全可控且能够承载有用信息的资源。由此，环境本身可以在信号传播过程中支持无损检测功能，从而重新定义与实体资产外观相关的视觉信息的获取和处理方式。

鉴于 PWE 能够实时操控电磁信号的传播，将检测智能转移至物理层成为可能，从而减少对传统光学传感硬件的依赖。射频波尤其适合这一用途，因为它们能够穿过复杂环境，并以一种天然编码空间信息和结构信息的方式与实体资产相互作用。此外，射频波可利用电磁波穿透材料并编码信息的特性，在不造成损害的情况下对实体资产进行侵入式监测，从而全面感知材料并获取其体积组成；而现有的摄像头检测方法尚不具备这种能力。同时，PWE 可通过塑造波前的形成与传播，在传输过程中嵌入有用的变换，并提升所采集信号的信息量，来引导这一过程。基于这一原理，可以构想一种自动化无损检测系统：由射频源照射检测区域，其中的目标资产通过散射自然改变信号的传播。如此便可提取物理信息，并生成资产的高保真数字孪生，用于后续的进一步监测和处理。这也自然促成了一种工业扩展现实（XR）环境 [12], ，可帮助远程操作人员检测危险区域或无法进入的区域，而无须亲临现场。为此，该方法为传统计算机视觉流程提供了一种极具吸引力的替代方案，既能保障隐私，又不受光照条件影响。

受 PWE 控制信号传播的能力以及射频波前承载空间和结构信息的能力启发，本文提出了一种利用 PWE 驱动的信号整形和生成对抗网络（GAN），将数字孪生重建直接嵌入物理层的方法。具体而言，通过将射频信号引导通过受控环境，PWE 能够形成与场景中每个工业资产唯一对应的波前模式，并有意将其设计为反映视觉重建所需的特征，从而在射频信号与资产的视觉表示之间建立有意义的联系。此外，当这些波前由接收器阵列捕获时，所得测量值将作为一种物理编码输入，输入经过训练以学习从波前结构到高保真检测图像映射关系的生成对抗网络，从而无需传统的跟踪或渲染流程即可实现准确的远程监测。最后，仿真结果显示，所提出的方法能够从参考资产数据库中高精度地检索出正确的视觉表示，证实了 PWE 控制的射频编码作为新型无损检测系统基础的潜力。因此，本文的主要贡献可概括如下。

- 提出一种用于数字孪生重建的 PWE 驱动射频编码方法。
- 准确呈现几何形状与结构变化。
- 在任意照明条件下保持运行韧性，并提供保护隐私的处理流程。

本文其余部分安排如下：第二节回顾相关工作，第三节介绍系统模型并概述所提出的方法论。第四节介绍用于将射频波前与视觉表征相关联的相似度指标，并详细说明相应射频信号的构建过程。第五节介绍在可编程环境中生成工件特定射频读数的路由策略，第六节给出数值结果。最后，第七节总结全文。

II. 相关工作

对日益提升的高质量无损检测系统的追求已被广泛视为一项核心挑战，尤其是在当代工业时代致力于实现严格的质量保证目标之际。为此，已有多项研究提出解决方案，旨在改进构成无损检测流程的自动化检测技术。具体而言，为满足持续质量保证的行业指南，大多数研究着眼于利用光学视觉检测，在工业环境中实现自动化无损检测技术。当前最先进的研究通过机器学习（ML）考察现代数据驱动范式的应用，并进一步研究标准的基于摄像机的检测与深度学习推理之间的协同作用。特别是， [13], 研究了利用机器学习在制造过程中执行表面异常评估。然而，这类基于光学的方法本质上受限于其依赖与工业资产建立视距连接；同时，在存在遮挡或烟雾、低照度等照明退化条件时，也难以确保行业规定的质量标准，而这些情况在工业制造中十分常见。此外，为克服这些局限，超声检测（UT）等替代性无损检测方法 [14] 已得到采用。从本质上说，这些方法利用声波检测各种工业资产，同时也支持内部检测。然而，为了准确评估质量，该方法需要物理接触或耦合介质，因此不适合对生产线上移动产品进行实时检测。即使在非接触式变体中，这些方法也会因信号衰减严重而面临困难，并且难以应对复杂的资产几何结构。此外，另一种方法采用X射线检测 [15], ，能够以高分辨率监控制造过程。

然而，当无法保证严格的辐射屏蔽时，该方法会引发重大的安全问题，因此无法提供以人为本的理想替代方案。由此，亟需寻找能够克服这些局限、确保高质量且便于人员使用的资产检测替代性感知模态。

为应对传统无损检测系统面临的系统性挑战和物理局限，利用射频信号进行检测已成为一种前景广阔的新型替代方案。与光学硬件相关的照明和隐私问题、超声检测对介质的要求以及X射线带来的安全顾虑相比，利用射频信号进行远程监测为工业检测工作提供了一种私密、无线且安全的替代方案。具体而言， [16]–[19] 中的射频层析成像方法通过分析射频信号在室内环境中的传播方式来估计物体位置，通常借助机器学习实现粗略的目标定位。此外，[20]–[22]中的基于雷达的方法旨在从反射信号中获取物体几何形状的粗略信息，或通过 [20], 中的物理辅助神经网络模型生成粗略重建结果。此外，射频感知领域近期的进展表明，借助射频信号与机器学习协同工作的流程，可以实现人体活动识别（ [23], ）和人体姿态估计（ [24], ）。这些研究的主要优势在于能够在相对较低的频谱频率下运行，即使用5GHz的WiFi频段，同时实现足够的视觉表示效率。尽管上述所有方法都凸显了射频信号在环境感知方面的价值，但它们主要局限于定位或低分辨率成像，无法生成高质量视觉内容，因此不适用于能够确保高质量监测的精确自动化无损检测系统。为了超越被动感知，研究人员进一步致力于通过PWE主动塑造信号传播。值得注意的是，传统的基于雷达的成像方法与本文提出的PWE驱动方法存在根本区别。雷达系统的核心在于高带宽脉冲传输，以及对接收回波信号进行数字后处理。因此，这种方法仅通过与飞行时间相关的信息来推断位置和几何特征。相反，PWE方法提出将环境本身转化为辅助“射频透镜”，以突出与受照物体对应的射频特征。通过对PWE内部的散射进行编程，可以丰富射频信号所承载的信息，并利用飞行时间相关功率以外的各种自由度，例如极化等。这使得研究视角从事后对射频回波进行数字后处理，转向物理层波控制，无需超宽带频谱即可实现高质量视觉重建。具体而言， [25] 中的作者研究了不同的可编程波环境配置如何影响受控传播环境中的基于射频的目标分类。然而，这项工作既未定义将视觉信息编码到射频信号中的结构化机制，也未展示如何重建适用于无损检测应用的丰富视觉内容。因此，据作者所知，目前尚无完整框架能够在PWE中直接从无线信号生成视觉检测数据，这构成了文献中的一个关键空白。

III. 系统模型与方法论

A. 系统模型

我们考虑在一个封闭的室内空间中部署 PWE，以构建检测舱，如图1所示。单频发射机发射射频信号；从预定义工件数据库中选取的工业资产被放置在房间中央；配备多根天线的接收器则被布置在适当位置，以采集散射波前。该环境旨在控制这些信号的传播，使接收波前的结构能够编码与物体几何形状相关的特征。为实现这一功能，墙壁和天花板均覆有 SDM，可动态调控入射射频信号的电磁响应。具体而言，每个 SDM 都从预定义码本中选择其工作方式，其中每个条目对应一种特定的波操控功能。该码本遵循物理信息训练，能够捕捉底层电磁现象，即单元互耦和依赖于动作的相位调整，从而准确配置 SDM 的宏观功能[26]。在此设置中，我们考虑两种核心功能：i）波束扫描，在视距条件下将入射信号导向指定的 SDM 或接收器天线；ii）吸收，通过吸收入射波来抑制不需要的反射。因此，通过在整个环境中协调这些功能，PWE 可将物体产生的散射信号塑造成定向波前，使其到达接收器，并形成反映物体结构的空间模式，从而得到一种紧凑且信息丰富的信号表示，适用于后续视觉评估。

B. 方法论

所提出的方法论建立了一套信号到图像的处理流程，可根据 PWE 塑造的结构化射频波前，生成工业资产的视觉表面重建图。该映射通过监督学习框架实现，其中生成模型经过训练，能够将接收信号模式与相应的目标图像关联起来。这些目标图像是物体的灰度渲染图，在固定照明和一致的视角下采集。在此情境中，每种信号模式（称为射频读数）都包含空间特征及与传播相关的特征，反映电磁波如何与物体相互作用并在环境中传播。因此，监督训练所需的数据集通过配对射频读数与目标图像构建，这些图像呈现的是在相同场景条件下观测到的同一物体。由此，作为生成对抗网络（GAN）实现的生成模型学会直接根据接收信号的结构特征合成视觉内容。

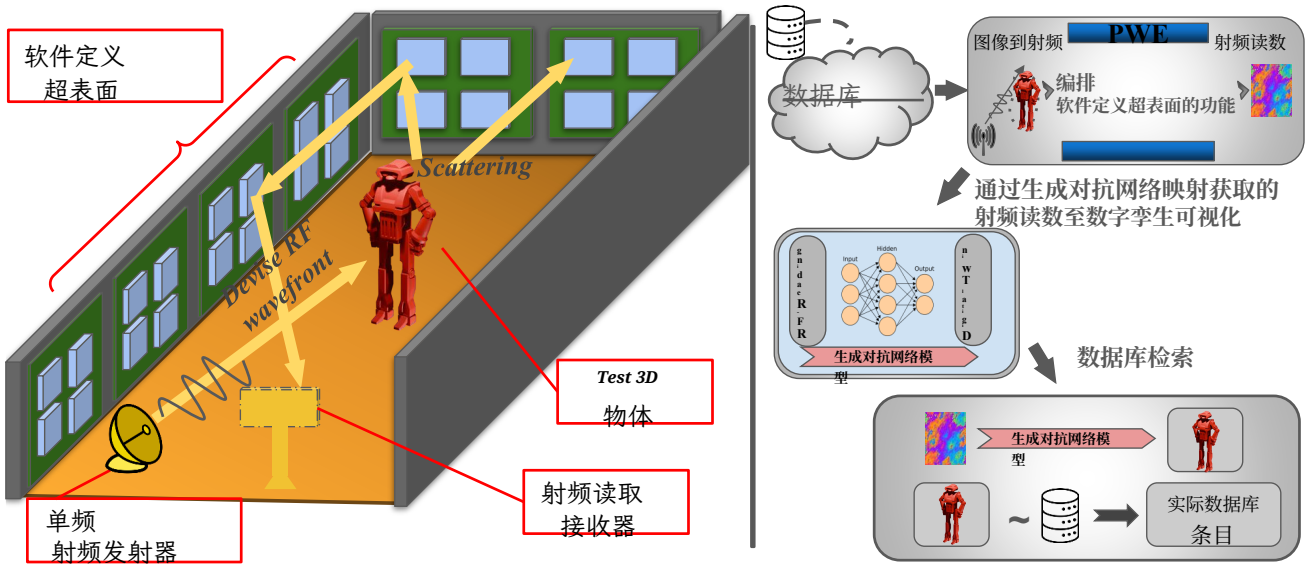


图1：在室内 PWE 中，通过射频编码操作实现无损检测流程的概览。右侧示意图展示了从整体射频波前到数字孪生视觉内容的工作流程的抽象表示。

为支持这一学习过程，我们构建了一个监督数据集，其中每个训练样本由一个射频读数向量 $\boldsymbol{w}$ 及其对应的物体图像组成。具体而言， $\boldsymbol{w}$ 包含在接收器处采集的方向性测量值和传播相关测量值，并表示为

$$\boldsymbol{w} = [\phi_1, \theta_1, l_1, \psi_1, \ldots, \phi_m, \theta_m, l_m, \psi_m], \tag{1}$$

其中， m 表示接收机阵列中的天线数量。在 $\boldsymbol{w}$ 中，每四个连续元素为一组，对应一根天线，并包含在第 i个接收元件处观测到的到达方位角 ϕ_i、到达仰角 θ_i、路径损耗 l_i 和入射相位 ψ_i 。其中，到达方向（DoA）针对每根天线定义为

$$\mathrm{DoA}_i = \{\phi_i, \theta_i\}, \tag{2}$$

它描述了入射信号相对于对应天线在空间中的方向。因此，这些方向特征构成了波前的空间特征，是学习从射频测量值到视觉重建映射关系的关键组成部分。

为提升射频到图像映射的准确性，PWE 的配置不仅要引导射频信号朝接收器传播，还要对波前施加有意设计的结构。具体而言，系统经过设计，使视觉上相似的物体产生具有相似方向模式的射频读数。实现这一点的方法是协调 SDM 功能，控制信号的传播路径，使到达方向特征能够反映图像域中物体层面的相似关系。因此，系统将物体判别性空间模式编码到射频域中，使模型能够更好地学习信号与图像之间一致的关联，这也得到了模式识别领域既有原理的支持 [27]。然而，即使这种结构化设计能够促进射频读数与视觉输出之间形成更清晰的关联，SDM 码本仍会妨碍可靠的确定性映射。为解决这一问题，生成模型采用生成对抗网络实现，通过不完美但特征丰富的信号输入来学习合成合理的物体图像。具体而言，通过监督训练，生成对抗网络会对 $\boldsymbol{w}$ 中方向与传播特征的潜在结构进行建模，并学习推断能够保留形状相关信息、同时不受噪声和失真影响的视觉表征。

训练完成后，系统进入评估阶段，在相同传播条件下将一个此前未见过的物体引入场景。在此阶段，PWE 应用一种 SDM 配置，该配置通过聚合对应于不同物体朝向的多个预先计算响应合成而成，详情见 [28]。这种统一配置能够生成包含方向信息的射频读数，而无需针对每个测试实例重新进行 SDM 协调。随后，训练好的生成对抗网络模型将获得的信号转换为视觉表示，并根据波前的潜在结构推断视觉特征。生成候选图像后，系统会通过基于相似度度量的检索过程，将其与存储的各类素材图像参考集进行比较。系统识别并选取最匹配的图像作为最终输出，从而有效地将接收到的射频波前与已知的视觉表面表示关联起来。在更广泛的工业 4.0 架构中，该模块可与上游的物体类型分类器协同工作，后者有助于选择 SDM 行为策略 [25]，；之后还可接入预测性维护系统，为自动化检测系统提供实时视觉数据。

IV. 射频编码过程

为了生成能够切实反映物体视觉特征的射频读数，必须考虑 PWE 如何影响接收信号的结构。

在可能承载此类信息的各种信号属性中，到达方向是一种实用的选择。与可能需要复杂多维调节的其他射频参数不同，通过调整环境中可重构元件的行为，可以可靠地塑造接收波前的方向性。这样便能够引导入射信号，使视觉上相似的物体在接收器处产生相似的方向模式。信号结构与视觉内容之间的这种对应关系，对于促进将射频读数与物体图像相联系的学习任务至关重要。为了系统地实现这种对应，首先需要定义一种可靠的方法来衡量两幅图像的相似程度，以便随后将这一信息嵌入信号结构本身。为此，本节将分析如何通过基于向量的度量来表示视觉相似性，以及如何利用这一度量作为指引，生成能够在射频域中保留这些关系的方向性信号特征。

A. 相似度度量

为实现一致且准确的信号到图像映射，必须以一种能够保留对应物体图像之间视觉关系的方式构建射频读数。具体而言，由于射频读数以能够捕捉方向传播特性的结构化向量表示，其设计必须体现视觉域和射频域中都有意义的相似性模式，从而确保外观相似的物体生成结构特征相似的射频读数。为实现这一目标，必须先将物体图像转换为与射频读数的向量形式相兼容的向量表示，不仅在结构形式上兼容，在数值方面也须保持一致，因为每个射频读数都由标量值条目构成。具体来说，每幅图像本身都可以表示为由灰度像素强度构成的二维数组；将矩阵展平为一维向量即可完成这种转换，同时保留图像内容，并使其在结构和数值上与方向信号分量相匹配。因此，这种表示为以可与射频域方向编码直接比较的形式衡量视觉相似性提供了一致的基础，并为构建射频读数奠定了基础。

基于这一公式，选择恰当的相似度度量成为一项核心设计决策，因为它直接影响视觉关系如何转换为射频读数。在这方面，可以采用皮尔逊相关系数，因为它能够稳健地量化成对向量化图像之间的线性一致性。具体而言，给定一组目标图像，将每幅图像展平为一维向量 $\boldsymbol{g}^i$，计算它们的成对相关性，以构成相关矩阵 $\boldsymbol{R}$，其定义如下

$$\boldsymbol{R} = \begin{pmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,n} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & \cdots & r_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n,1} & r_{n,2} & \cdots & r_{n,n} \end{pmatrix}, \tag{3}$$

其中每个条目 $r_{i,\ j}$ 由下式给出

$$r_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^{n}(g_k^i - \overline{g^i})(g_k^j - \overline{g^j})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{n}(g_k^i - \overline{g^i})^2 \sum_{k=1}^{n}(g_k^j - \overline{g^j})^2}}, \tag{4}$$

其中，g_k^i 和 g_k^j 分别表示第 i幅和第j幅图像的第 k个像素，g^i 表示图像 i的平均像素值。因此，$\boldsymbol{R}$ 可作为视觉相似性的参考模型，从而为构建射频读数提供可解释的依据，其方向分量可与$\boldsymbol{R}$中编码的视觉相似性行为相对应。

B. 射频编码

为构建能够反映物体图像间视觉相似性结构的射频读数，必须合成 PWE 中的定向信号，使其呈现与视觉域中的相关模式相对应的相关性模式。可通过构建矩阵 $\boldsymbol{D} \in \mathbb{R}^{n\times m}$来实现这一目标，其表达式为

$$\boldsymbol{D} = \begin{pmatrix} \mathrm{DoA}_{1,1} & \mathrm{DoA}_{1,2} & \cdots & \mathrm{DoA}_{1,m} \\ \mathrm{DoA}_{2,1} & \mathrm{DoA}_{2,2} & \cdots & \mathrm{DoA}_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathrm{DoA}_{n,1} & \mathrm{DoA}_{n,2} & \cdots & \mathrm{DoA}_{n,m} \end{pmatrix}, \tag{5}$$

其中，每个元素对应于数据库中 n 个物体各自对应的接收器第m根天线处的一个到达方向向量。为确保嵌入 $\boldsymbol{D}$ 中的物体间关系与视觉相似性结构相符，需要根据 $\boldsymbol{D}$ 中的元素计算经验相关矩阵 $\hat{}\boldsymbol{R}(\boldsymbol{D})$，以近似由向量化图像表示得到的参考矩阵 $\boldsymbol{R}$。为此，可通过求解一个优化问题来实现：最小化 $\hat{}\boldsymbol{R}(\boldsymbol{D})$ 与 $\boldsymbol{R}$之差的弗罗贝尼乌斯范数 $\|\cdot\|_F$。该范数为所有矩阵元素的总体偏差提供一个标量度量，并促使成对相关性实现均衡对齐。 $\boldsymbol{D}$ 中的每个元素 d_k^i 都被限制在区间 $[0,1]$, 内，从而无需分别处理方位角和仰角各自不同的原始取值范围，即可对二者进行统一编码。在最小化 $\boldsymbol{D}$各元素差异的过程中，这种归一化有助于确保公平性，避免任何一个方向轴对学习到的相似性结构产生不成比例的影响。随后，通过解码步骤将这些归一化值重新映射为有效的到达方向角，并缩放至相应的物理范围，使优化后的方向适用于通过 SDM 转向配置实现。因此，最终的优化问题表示为

$$\underset{\boldsymbol{D}\in[0,1]^{n\times m}}{\text{minimize}} \quad \left\|\hat{\boldsymbol{R}}(\boldsymbol{D}) - \boldsymbol{R}\right\|_F, \tag{6}$$

$\hat{}$其中，$\boldsymbol{R}$ 使用皮尔逊相关公式计算：

$$\hat{r}_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^{m}(d_k^i - \overline{d^i})(d_k^j - \overline{d^j})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{m}(d_k^i - \overline{d^i})^2 \sum_{k=1}^{m}(d_k^j - \overline{d^j})^2}}, \tag{7}$$

其中，d_k^i 对应矩阵 $\boldsymbol{D}$ 第 i 行中的第 k 个元素，而 $\overline{d^i}$ 表示第 i 行的均值。该公式确保学习到的信号结构能够可靠地编码视觉域的基于相关性的语义。

为使用具有统计依据的先验初始化优化过程，初始到达方向矩阵 $\boldsymbol{D}_0$ 从多元正态分布 $\mathrm{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{R})$ 中采样，其中协方差结构反映了目标相关矩阵。该初始化生成的到达方向样本，其相互关系近似于视觉域相似性结构，从而提高了收敛效率。优化过程通过迭代进行，根据一种对矩阵各行执行串行更新的策略更新 $\boldsymbol{D}$ 的行。使用 L-BFGS-B 算法对每个选定的到达方向向量进行细化；该算法能够处理边界约束，同时在高维问题中保持较高效率 [29]。这种迭代细化持续固定的外层迭代次数，使 $\hat{\boldsymbol{R}}$ 逐步与 $\boldsymbol{R}$对齐，具体如算法 1 所述。尽管上述方法基于数值优化，但值得注意的是，乔列斯基分解或基于特征值的分解等替代形式也可作为生成相关性一致的 $\boldsymbol{D}$矩阵的近似解，不过在处理逐元素约束方面的灵活性较低。

当优化过程生成的到达方向矩阵$\boldsymbol{D} \in [0,1]^{n\times m}$ 其相关结构与图像域中捕捉到的视觉相似性相一致后，下一阶段便是将这些归一化数值解码为具体的射频参数，使其能够在物理环境中实现。矩阵 $\boldsymbol{D}$ 中的每个元素都代表一个经过归一化优化的方向分量。为了将这些数值转换为可实际应用的波前方向，需要一种解码机制，将归一化条目转换为物理方位角和仰角，以便由 PWE 控制。这一步转换至关重要，因为它使优化阶段得出的抽象解能够通过空间分布式 SDM 的协同行为，具体实现为物理射频波前。为了以严谨的方式构建这一解码过程，首先需要确定每个接收天线可行的到达角范围。该范围由天线在环境中的物理位置，以及 SDM 的空间分布和波束转向能力共同决定。具体而言，每根天线都对应一个空间支撑区域，该区域界定了其能够有效接收入射信号的范围。这些边界由每根天线对应的两个角度区间表征，分别是方位角区间和仰角区间；二者共同构成所谓的天线-PWE 角度范围。该范围表示可用于将入射波前导向每根天线的工作角度空间，而 $\boldsymbol{D}$ 中的归一化数值正是映射到这一空间中。通过这种映射，优化矩阵中编码的统计结构便被转换为一组到达方向向量。

然而，必须认识到，在天线-PWE角度范围内，并非所有角度都同样容易在实际中实现。由于环境的物理特性和 SDM 的布局，有些角度范围更容易实现，也就是说，实现有效波前转向的可能性更高。角度可达性的这种不均匀性给解码过程带来了实际考量：从归一化值到角度的映射理想情况下应优先选择转向更稳健可靠的角度方向。因此，为了在映射时优先考虑可行性更高的角度方向，首先利用密度函数表示每个天线的角度覆盖范围，该函数描述在当前 SDM部署下实现各个角度的难易程度。该密度函数显示 SDM 将波束转向不同方向的难易程度，数值越高，表示 SDM 越能可靠地将波前导向这些区域。根据该密度构建累积分布函数，然后通过对该累积分布函数求逆，将 $\boldsymbol{D}$ 中的归一化值映射为实际角度。这种方法确保将更多归一化域分辨率分配给实际中更容易到达的角度区域，从而提高解码过程的物理可实现性。具体而言，每个天线的方位角和仰角解码如下：

$$\phi = f(d_i^j) = F_\phi^{-1}(d_i^j), \tag{8}$$

$$\theta = g(d_i^k) = F_\theta^{-1}(d_i^k), \tag{9}$$

其中，d_i^j 和 d_i^k 分别是方位角和仰角的归一化到达方向条目，而 $F_\phi^{-1}(\cdot)$ 和 $F_\theta^{-1}(\cdot)$ 分别表示方位角和仰角范围的逆累积分布函数。解码后，通过向量恢复射频读数的方向结构

$$\tilde{\boldsymbol{w}}_\phi = [\phi_1, ..., \phi_m], \tag{10}$$

$$\tilde{\boldsymbol{w}}_\theta = [\theta_1, ..., \theta_m], \tag{11}$$

其中，m 是接收天线的总数，ϕ_i和 θ_i 分别表示与第 i 根天线对应的实际目标方位角和仰角。此解码过程建立了优化抽象解与待合成的物理射频波前之间的联系，使生成的定向射频读数既符合统计目标，也满足环境的运行约束。

V. PWE路由与视觉重建

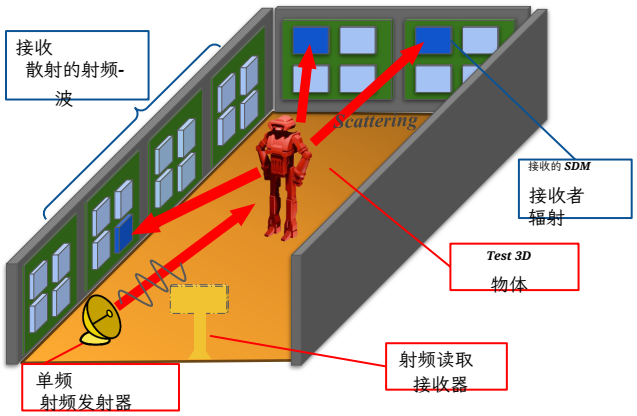
基于射频编码到达方向向量，接下来的步骤是将其转换为 PWE 中的路由指令。此过程利用已部署的 SDM 来协调射频信号的传播，从而在检测接口处获得合适的射频读数。为此，本节详细介绍如何确定适当的路由算法，以实现所需的定向传播，并最终通过生成对抗网络模型将编码后的射频读数映射为视觉检测数据。

算法 1 DoA 矩阵编码算法

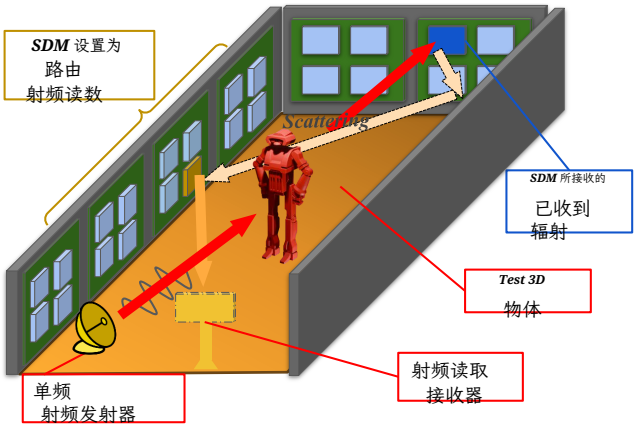
输入： 目标相关矩阵 $\boldsymbol{R}$；期望的迭代次数
迭代次数 ，*wantedIterations*。

/*初始化。 */
初始化均值向量 $\boldsymbol{\mu} \leftarrow \mathbf{0}$
初始化协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma} \leftarrow \boldsymbol{R}$
对初始矩阵 $\boldsymbol{D_0} \sim \mathrm{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 进行采样

/*迭代优化。*/
当 $i <$ *wantedIterations* **执行**
　对每一行 $\boldsymbol{d}$ 属于 $\boldsymbol{D}$ **执行**
　　使用 L-BFGS-B 更新 $\boldsymbol{d}$ 条目
　结束循环
结束循环
输出： $\boldsymbol{D}$



(a) 射线追踪散射行为



(b) PWE 路由

图 2：PWE环境中的射线追踪和射线路由示例。

A. PWE 路由

为实现符合预期方向特性的射频信号定向传输，PWE 必须能够灵活且易于控制波传播路径。实现这一控制的一种有效思路是将 PWE 建模为基于图的结构 G = (V，E)，其中，电磁波的底层连通性和路由行为可抽象为便于算法处理的形式。在这一建模中，图顶点集合 V 由可重构 SDM 元件以及固定的发射机和接收机位置构成，而边集合 E 表示物理上可视节点间的视距传播链路，如 [30] 所述。值得注意的是，该图的构建及其连通性与 SDM 码本密切相关，因为每个 SDM 通过引导入射信号建立链路的能力，受到码本所规定的可用功能限制，具体而言

$$f_{\text{codebook}}(v_i, v_j) \in \{0, 1\}, \tag{12}$$

其中， $f_{codebook}(v_i, v_j)$ 表示一个可行性函数，用于评估是否能够利用可用的 SDM 功能将波从节点 v_i 引导至节点 v_j 。在这种表示下，信号通过 PWE 的路由可以被视为图上的寻路问题，其目标是将信号从发射机引导至一组指定的接收天线，使其满足特定的到达角判据。这些判据由方向编码过程中获得的解码后的到达方向向量定义，并且必须在最终的波前配置中得到遵守。因此，PWE 路由任务成为一种受约束的路径规划过程，利用环境的结构来确保信号传输符合所学习的射频读取特性。

射频路由过程的第一步发生在训练阶段，其目标是确定最初接收从工业资产散射的射频能量的 SDM。

这是可行的，因为此阶段涉及的资产均来自已知数据集，具有固定几何形状和预定义的随机朝向集合。基于这一设置，采用射线追踪框架来模拟发射机发出的射频信号如何根据资产的姿态和空间位置与其表面相互作用。这些模拟能够深入揭示散射行为，指出哪些 SDM 最先接收到反射波前。一经确定，这些 SDM 便被指定为路由过程的起始节点，因为它们代表散射射频能量进入 PWE 的空间入口点。图 2a 展示了这种相互作用的示例，包括传播过程及相应的信号影响区域，并着重说明散射如何确定后续方向控制所需的相关 SDM 子集。

确定初始 SDM 集合后，下一步是将入射波前路由至接收天线，同时确保符合解码得到的方向目标。这通过对环境进行基于图的抽象来实现：将 SDM、发射机和接收机元件建模为节点，并以视距连接定义图边。在这一结构中，先前确定的 SDM 入口集合充当图的源节点，而接收天线则充当目的节点。路由目标是引导波前沿可行路径传播，使其到达接收器时具有与解码目标一致的到达方向

特征。这通过协调中间 SDM 的行为，并确定执行朝向接收器的最后一次定向转向操作的最终 SDM 来实现。路由过程由 [31], 中提出的算法决定，该算法考虑了空间约束、转向可行性和角度精度。图 2b 展示了这一整体机制，其中描绘了波前经过的路径及所涉及的 SDM，以及它们如何共同构建目标射频读数。

B. 视觉检测重建

射频路由过程完成后，波前经由 PWE 引导至指定的接收天线，此时必须将接收到的方向信息转换回优化阶段所用的归一化域。此步骤可确保从经 PWE 整形的物理信号中恢复最初为保留视觉相似性而优化的统计结构，该结构对应于结构拓扑。具体而言，将天线接收到的实际方位角和仰角（分别记为 $\tilde{\boldsymbol{w}}_{\phi}$ 和 $\tilde{\boldsymbol{w}}_{\theta}$）通过逆解码函数 $f^{-1}(\cdot)$ 和 $g^{-1}(\cdot)$ 转换为 $[0,1]$ 区间内的归一化值，从而得到向量 $\hat{\boldsymbol{\phi}}$ 和 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$。这些操作将方向分量还原至定义原始相关矩阵的统计域，从而确保整个系统流水线中的信号语义保持一致。重新归一化后，将方向特征与每根天线上测得的其他传播相关参数——即路径损耗 l_i 和相位差 ψ_i——结合，形成完整的射频读数，其形式为 $\hat{\boldsymbol{w}} = [\hat{\phi}_1, \hat{\theta}_1, l_1, \psi_1, \ldots, \hat{\phi}_m, \hat{\theta}_m, l_m, \psi_m]$。这种全面的表示既捕捉了结构化的空间信息，也涵盖了与每个接收元件相关的环境引起的信号特性。

然而，尽管 PWE 具有受控特性，且 DoA-vectors 的设计能够保持相关性，但实际限制使接收到的 RF-Readings 无法与其理想对应值精确匹配。这些差异源于 SDM 码本所施加的量化效应和离散驱动约束，它们限制了波前的成形精度。因此，系统无法依赖从 RF-Readings 到素材图像的确定性一一映射。为解决这一固有歧义，信号到视觉重建图像的转换采用生成式建模框架，通过学习从不完美但特征丰富的信号输入中推断出合理的资产重建图像。具体而言，采用生成对抗网络（GAN）来捕捉定向射频特征与视觉结构之间复杂的、由数据驱动的关系。具体来说，采用 [32] 中介绍的 pix2pix 条件生成对抗网络框架执行图像到图像转换任务。该模型由 U-Net 生成器和 PatchGAN判别器组成，已被证明能够有效完成结构化图像合成任务，这与我们从结构化信号生成保持形状的资产重建图像的任务相一致。为使其兼容生成对抗网络的输入格式，RF Reading $\hat{\boldsymbol{w}}$ 被分解为四个子向量，分别对应方位角、仰角、路径损耗和相位分量，然后通过专用的色图变换将每个子向量映射为一幅子图像

$$\hat{\boldsymbol{w}}_c \xmapsto{\text{colormap}} \mathcal{I}_c(\hat{\boldsymbol{w}}_c), \tag{13}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{w}}_c$ 是分解后的子向量，$\mathrm{I}_c(\hat{\boldsymbol{w}}_c)$是其对应的子图像表示。将这些子图像垂直堆叠，构成复合基于射频的图像 $\mathrm{I}(\hat{\boldsymbol{w}})$，作为生成对抗网络的输入。该表示保留了信号模态的空间一致性，并提供了一种适用于视觉合成的结构化编码格式。在训练过程中，每幅基于射频的输入图像都与其对应的资产真实图像配对，形成一组对齐的数据元组 [$\mathrm{I}(\hat{\boldsymbol{w}})$，VisualTwin],，使生成对抗网络能够学习方向信号特征与物体外观之间的潜在映射。为此，系统仅凭通过 PWE 接收的结构化信号特征，即可生成视觉上连贯的工业资产表示。

VI. 仿真结果

在本节中，我们通过在受控室内环境中开展一系列基于射线追踪的仿真，评估所提出的基于PWE的射频到图像框架的性能。该环境旨在模拟真实的信号传播情形，即考虑多径以及物体引发的电磁相互作用。仿真场景由一个尺寸为（$x = 5$，$y = 8$，$z = 3$）米的封闭房间组成，所有墙面均覆盖尺寸为 $d \times d$、间距为 $d = 10$ 厘米的可编程 SDM。这些 SDM 可根据前文讨论的预定义码本功能，动态调控入射射频信号。此外，四个工作频率为 $f = 5$ GHz 的单频射频发射器按矩形布局布置在以下坐标处：(−2, −3.5, 1.75)、(−2, 3.5, 1.75)、(2, −3.5, 1.75) 和 (2, 3.5, 1.75)；一个 10×10 阵列的接收天线则以 $\lambda/2$ 的间距布置在 (0, −4, 1.5) 米处。特别地，接收器采用双极化设置，从而能够全面接收射频信息。此外，场景中还包含一个从预定义数据库中选取、位于房间中央的三维物体。这些物体被建模为 STL 三维几何体，可与 MATLAB 射线追踪工具兼容，用于模拟射频信号的传播与散射。此外，在 PWE 路由步骤中，使用基于 MATLAB 的图求解器，通过 PWE图计算可行的信号路径。路由过程完成后，按照 V-B 小节所述步骤，将射频读数转换为数字孪生重建结果。具体而言，射频读数各分量 $\hat{\boldsymbol{w}}_c$ 到子图像表示 $\mathrm{I}_c(\hat{\boldsymbol{w}}_c)$ 的转换，分别针对方位角、仰角、路径损耗和相位差分量，采用分辨率为 3000 的「jet」、「parula」、「turbo」和「cool」色图编码。最后，使用 Adam优化器训练「pix2pix」模型 200 个周期，批量大小为 64，学习率为 $lr = 0.0002$，$\beta_1 = 0.5$。总体而言，所用的最终数据集

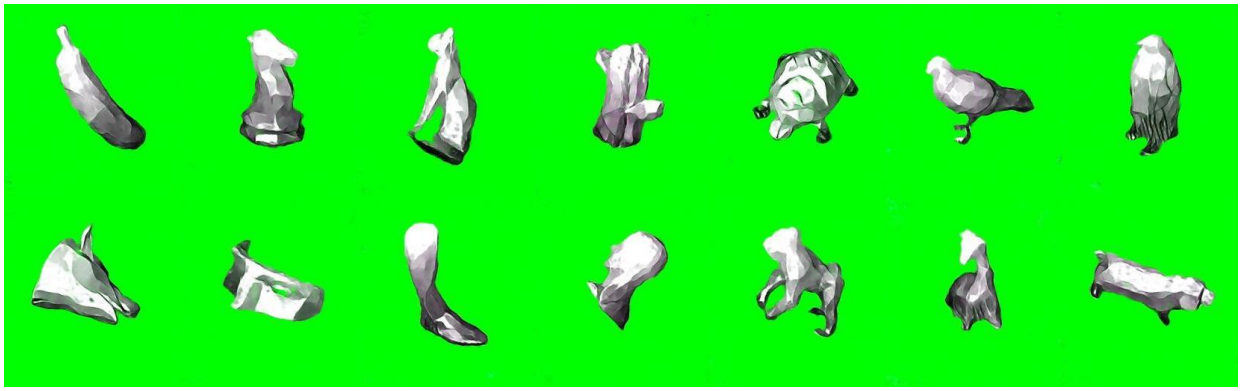
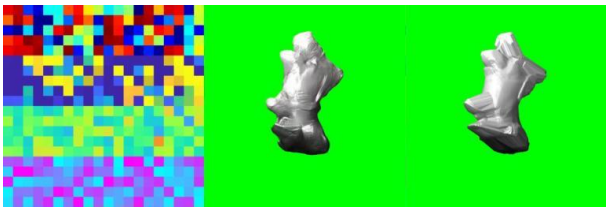


图3：pix2pix 模型生成的数字孪生图像示例结果。



(a) 变形示例



(b) 简单几何形状示例

图4：生成对抗网络的结果示例，其中最左侧：I(ˆ*w*)，中间：生成对抗网络输出，最右侧：真实值。



(a) 角度失配



(b) 对象失配

图5：GAN度量不匹配示例。最左侧：GAN输出图像；中间：数据库真实图像；最右侧：匹配的数据库图像。

用于训练「pix2pix」模型的数据集由 40 种不同物体组成，展示了各种任意形状的替代物几何体

工业实体。例如，各种产品、自由曲面部件、复杂铸件等，每个实体都围绕随机选择的多个轴旋转100次，旋转角度也随机变化，共生成4000个数据集样本。此外，还选取了另一个以不同方式构建的数据集进行研究，其中12种不同物体经过100个变形步骤相互变形，产生另外6612条数据集记录，这些记录也经过随机旋转。选择这种方式是为了模拟制造变化和几何偏差。具体而言，选取了12种真实物体作为参考形状，并根据变形百分比逐步将较复杂几何体的形状转换为更接近较简单几何体的中间几何体。这些新的任意形状丰富了数据集，使其能够涵盖变形几何体，从而增强模型学习将射频读数与对变化敏感的视觉重建联系起来的模式的泛化能力。基于PWE的射频到图像框架的一些示例性结果见图3。尽管目标图像和生成图像均为灰度图像，但它们以绿色背景呈现，以提高图示的视觉清晰度。

图4展示了生成对抗网络的输入和输出示例。具体而言，最左侧图像显示输入图像，最右侧图像显示真实值图像，而中间则是生成对抗网络模型的输出。具体来说，图3a展示了任意变形，图3b则展示了一个随机物体的简单三维几何体。根据“pix2pix”的输出，可以通过比较生成的生成对抗网络图像与数据库图像进行相似性测试，从而向检查员提供初始数据库数字孪生重建结果。相似度任务通过采用多种图像相似度度量指标，将生成对抗网络生成的图像与数据库目标图像进行比较，例如欧几里得L2范数、互信息 [33],余弦相似度、峰值信噪比（PSNR） [34] 和结构相似性指数（SSIM） [35]。比较所有这些度量指标后可以得出，如表 I 所示，SSIM 方法在根据生成对抗网络输出提供正确数据库数字孪生数据方面优于其他方法，准确率达到 99。5%。

图5展示了两种不匹配现象，突显了相似度任务可能无法向检查员提供正确数据库条目的情况。具体而言，在上述图中，生成对抗网络输出位于左侧，通过相似度度量匹配的数据库图像显示在右侧，而数据库真实图像则位于中间。更详细地说，可以对相似度指标所突显的不匹配进行区分。显然，如图5a和图5b所示，根据模型性能，相似度度量可以判定两类不匹配。第一类是角度失配：生成对抗网络模型生成的输出图像与目标图像十分接近，但数据库中存在同一物体的另一个条目，它与生成对抗网络输出的相似度更高。这是数据库数据造成的后果，因为物体有时会因细微的三维旋转差异而有所不同。这会导致射频读数被错误关联到不合适的目标，但输出图像与目标图像仍然十分接近，因此资产类型仍能得到正确识别。另一方面，模型可能无法充分生成正确的目标图像。因此，用于将生成对抗网络模型的输出与数据库条目匹配的相似度度量会匹配到结构拓扑错误的图像。这种情况同样会导致射频读数被错误关联到错误目标，但这一次输出图像与目标图像将大不相同。可以看出，第一类不匹配不会严重妨碍我们的目标；但在第二种情况下，如果观察到大量物体不匹配，就会削弱自动化无损检测的目标。因此，使用相似度度量时，主要关注的是能否消除“物体不匹配”类别中的错误关联。因此，另一个需要考虑的重要参数是相似度度量在减少物体不匹配方面的效果。表2展示了这一点，其中角度失配得分越高，性能越好，而理想情况下不应出现物体不匹配。因此，综合表1和表2中的结果可以得出，SSIM 度量指标表现最佳，因为它能够最大限度地降低物体不匹配得分，同时最大限度地提高生成对抗网络输出与数据库条目之间的匹配分数。

度量指标	匹配分数
SSIM	99.5%
L2 范数	99.38%
PSNR	99.38%
互信息	99.32%
余弦相似度	99.32%

表 I：向检查员提供正确数据库数字孪生视觉内容时各相似度指标的匹配分数。

VII. 结论

在本研究中，我们探讨了 PWE 的一种新颖应用，展示了如何利用对射频波传播的控制来生成针对无损检测定制的视觉输出——

度量指标	角度失配	对象失配
SSIM	100%	0%
L2 范数	95.7%	4.3%
PSNR	95.7%	4.3%
互信息	100%	0%
余弦相似度	96%	4%

表 II：在提供被分类为角度失配或资产失配的数据库条目时，相似度指标的失配分数。

这种控制可以用于生成针对无损检测定制的视觉输出。通过软件定义超表面与生成对抗网络的协同运行，研究提出了一种将射频波前映射为数字孪生重建结果的系统，其匹配分数达到 99.5%。本研究凸显了 PWE 的多功能性，表明其能够为先进且注重隐私的工业监测流程提供支持。未来的研究可以探索在 PWE 内实现完整的材料感知体积成分监测，以用于先进的无损检测系统。

致谢

本研究ได้รับ FORTH 协同资助项目 2022“WISAR”以及欧盟地平线 2020 研究与创新计划的资助，包括 CLIMOS（GA EU101057690）和 CYBERSECDOME（GA EU101120779）。

参考文献

[1] Y. Lu、C. Liu、I. Kevin、K. Wang、H. Huang 和 X. Xu，“数字孪生驱动的智能制造：内涵、参考模型、应用与研究问题”，《机器人与计算机集成制造》，第61卷，第101837页，2020年。[2] K. Zhang、Y. Shi、S. Karnouskos、T. Sauter、H. Fang 和 A. W. Colombo，“工业信息物理系统的进展：概述与展望”，《*IEEE*工业信息学汇刊》，第19卷，第1期，第716–729页，2022年。[3] A. Jaber、S. Sattarpanah Karganroudi、M. S. Meiabadi、A. Aminzadeh、H. Ibrahim、M. Adda 和 H. Taheri，“智能几何无损评估：检测方法、概述与挑战”，《材料》，第15卷，第20期，第7187页，2022年。[4] X. Xu、Y. Lu、B. Vogel-Heuser 和 L. Wang，“工业4.0与工业5.0——起源、构想与认知”，《制造系统杂志》，第61卷，第530–535页，2021年。[5] C. Liaskos，材料互联网。CRC出版社，2020年。[6] N. Kaina、M. Dupr´e、G. Lerosey 和 M. Fink，“利用二元可调超表面塑造混响介质中的复杂微波场”，《科学报告》，第4卷，第1期，第6693页，2014年。[7] K. M. Kossifos、L. Petrou、G. Varnava、A. Pitilakis、O. Tsilipakos、F. Liu、P. Karousios、A. C. Tasolamprou、M. Seckel、D. Manessis 等，“迈向采用定制集成电路技术实现可编程超表面吸波器”，《*IEEE Access*》，第8卷，第92 986–92 998页，2020年。[8] F. Liu、O. Tsilipakos、A. Pitilakis、A. C. Tasolamprou、M. S. Mir-moosa、N. V. Kantartzis、D.-H. Kwon、J. Georgiou、K. Kossifos、M. A. Antoniades 等，“具有连续可调局部表面阻抗、支持多种可重构功能的智能超表面”，《物理评论应用》，第11卷，第4期，第044024页，2019年。[9] P.-V. Mekikis、D. Tyrovolas、S. Tegos、A. Papadopoulos、A. Piti-lakis、S. Ioannidis、A. Tsioliaridou、P. Diamantoulakis、N. Kantartzis、G. Karagiannidis 和 C. Liaskos，“搭载静态超表面的无人机动态可编程无线环境”，载于*IEEE*通信与网络标准会议（*CSCN*）论文集，希腊塞萨洛尼基，2022年11月，第101–104页。

[10] O. Tsilipakos、A. C. Tasolamprou、A. Pitilakis、F. Liu、X. Wang、M. S. Mirmoosa、D. C. Tzarouchis、S. Abadal、H. Taghvaee、C. Liaskos 等，“迈向智能超表面：从全局可调超表面到嵌入式控制器网络的软件定义超表面的发展历程”，《Advanced Optical Materials》，第8卷，第17期，第2000783页，2020年。[11] C. Liaskos、S. Nie、A. Tsioliaridou、A. Pitsillides、S. Ioannidis 和 I. Akyildiz，“通过软件控制超表面实现一种新型无线通信范式”，《IEEE Communications Magazine》，第56卷，第9期，第162–169页，2018年。[12] C. Liaskos、A. Tsioliaridou、K. Georgopoulos、I. Morianos、S. Ioannidis、I. Salem、D. Manessis、S. Schmid、D. Tyrovolas、S. A. Tegos 等，“软件定义超表面与机器学习赋能的XR-RF成像：基础愿景、技术与挑战”，《IEEE Access》，第10卷，第119 841–119 862页，2022年。[13] J. M. Roˇzanec、P. Zajec、E. Trajkova、B. ˇSircelj、B. Brecelj、I. Novalija、P. Dam、B. Fortuna 和 D. Mladeni´c，“迈向面向工业4.0的全面视觉质量检测”，《IFAC-PapersOnLine》，第55卷，第10期，第690–695页，2022年。[14] J. Jodhani、A. Handa、A. Gautam、R. Rana 等，“复合材料的超声无损评估：综述”，《Materials Today: Proceedings》，第78卷，第627–632页，2023年。[15] W. Silva、R. Lopes、U. Zscherpel、D. Meinel 和 U. E wert，“复合材料管道检测用X射线成像技术”，《Micron》，第145卷，第103033页，2021年。[16] M. Styła、B. Kiczek 和 P. Adamkiewicz，“跟踪与导航系统室内应用中的无线电层析成像和人工智能图像重建”，载于《2023年国际跨学科博士生研讨会（IIPhDW）》。IEEE，2023年，第1–4页。[17] G. Kłosowski、T. Rymarczyk、P. Adamkiewicz 和 M. Styła，“异构深度神经网络系统在无线电层析成像中的应用：检测室内人员”，载于《第28届移动计算与网络年度国际会议论文集》，2022年，第859–861页。[18] H. Wu、X. Ma、C.-H. H. Yang 和 S. Liu，“基于卷积神经网络的无线电层析成像”，载于《2020年第54届信息科学与系统年度会议（CISS）》。IEEE，2020年，第1–6页。[19] Z. Wang、H. Liu、X. Ma、J. An 和 S. Xu，“基于干扰链路消除的室内无线电层析成像增强”，《Digital Signal Processing》，第44卷，第26–36页，2015年。[20] S. Deshmukh、A. Dubey、D. Ma、Q. Chen 和 R. Murch，“利用无相位Wi-Fi测量进行室内成像的物理辅助深度学习”，《IEEE天线与传播汇刊》，第70卷，第10期，第9716–9731页，2022年。[21] Y. Liu、M. Ahmadi、J. Fuchs、M. Alaee-Kerahroodi 和 M. B. Shankar，“动态室内毫米波MIMO雷达仿真：一种基于图像渲染的方法”，《IEEE天线与传播汇刊》，2024年。[22] M. T. Alkhodary、S. H. Abozaid 和 A. H. Muqaibel，“UWB室内雷达成像的实验评估”，载于《2016年IEEE亚太应用电磁学会议（APACE）》，2016年，第339–343页。[23] W. Jiang、C. Miao、F. Ma、S. Yao、Y. Wang、Y. Yuan、H. Xue、C. Song、X. Ma、D. Koutsonikolas 等，“迈向环境无关的无设备人体活动识别”，载于《第24届移动计算与网络年度国际会议论文集》，2018年，第289–304页。[24] M. Zhao、T. Li、M. Abu Alsheikh、Y. Tian、H. Zhao、A. Torralba 和 D. Katabi，“利用无线电信号进行隔墙人体姿态估计”，载于《IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集》，2018年，第7356–7365页。[25] S. Tsimpoukis、D. Tyrovolas、G. Karagiannidis、S. Ioannidis 和 C. Liaskos，“通过可重构智能表面实现三维物体分类的新范式”，载于《2023年IEEE通信与网络标准会议（CSCN）》。IEEE，2023年，第155–158页。[26] A. I. Papadopoulos、S. I. Raptis、A. Lalas、K. Votis、D. Tyrovolas、S. A. Tegos、A. Pitilakis、S. Ioannidis、G. K. Karagiannidis 和 C. K. Liaskos，“用于快速编译RIS码本的物理信息启发式算法”，《IEEE Communications Magazine》，第62卷，第11期，第152–158页，2024年。[27] C. M. Bishop 和 N. M. Nasrabadi，《模式识别与机器学习》。Springer，2006年，第4期。[28] M. Segata、P. Casari、M. Lestas、A. Papadopoulos、D. Tyrovolas、T. Saeed、G. Karagiannidis 和 C. Liaskos，“Cooperis：用于协同驾驶环境中可重构智能表面仿真的框架”，《Computer Networks》，第248卷，第110443页，2024年。[29] D. C. Liu 和 J. Nocedal，“关于大规模优化的有限内存BFGS方法”，《Mathematical Programming》，第45卷，第1期，第503–528页，1989年。[30] C. Liaskos、A. Tsioliaridou、S. Nie、A. Pitsillides、S. Ioannidis 和 I. F. Akyildiz，《可编程无线环境的网络层建模与配置》，*IEEE/ACM* 网络汇刊，第 27 卷，第 4 期，第 1696–1713 页，2019年。[31] S. Tsimpoukis、D. Tyrovolas、S. Ioannidis、I. F. Akyildiz、G. K. Kara- giannidis 和 C. Liaskos，《利用可重构智能表面实现射频波前复制，以用于未来的扩展现实应用》，载于*2024*年 第 *7* 届国际巴尔干通信与网络会议（*BalkanCom*），2024年，第 37–42 页。[32] P. Isola、J.-Y. Zhu、T. Zhou 和 A. A. Efros，《利用条件对抗网络进行图像到图像转换》，计算机视觉与模式识别会议，2017年。[33] D. B. Russakoff、C. Tomasi、T. Rohlfing 和 C. R. Maurer，《利用区域互信息衡量图像相似性》，载于计算机视觉——*ECCV 2004*：第 *8* 届欧洲计算机视觉会议，捷克共和国布拉格，*2004* 年 *5* 月 *11–14* 日。会议论文集，第 *III* 部分，第 *8* 卷。Springer，2004年，第 596–607 页。[34] U. Sara、M. Akter 和 M. S. Uddin，《通过 FSIM、SSIM、均方误差和峰值信噪比进行图像质量评估——一项比较研究》，计算机与通信期刊，第 7 卷，第 3 期，第 8–18 页，2019年。[35] Z. Wang、A. C. Bovik、H. R. Sheikh 和 E. P. Simoncelli，《图像质量评估：从误差可见性到结构相似性》，*IEEE* 图像处理汇刊，第 13 卷，第 4 期，第 600–612 页，2004年。