数字孪生在城市物流中的应用：综述

Abdo Abouelrous[a]，1，Laurens Bliek[a]，Yingqian Zhang[a]

[a]信息系统系，工业工程与创新科学学院，埃因霍温理工大学，*5612 AZ*，埃因霍温，荷兰

arXiv:2302.00484v1 [cs.AI] 1 Feb 2023

摘要

商业和工业运输所造成的城市交通被认为会通过污染和拥堵等外部影响，对城市居民的生活水平产生重大影响。为应对这一问题，智慧城市部署技术工具以实现可持续发展。这类工具包括数字孪生（DT），即现实物理系统的虚拟副本。研究表明，数字孪生能够通过持续优化物理系统的性能，在系统控制方面发挥重要作用。这一概念已在制造业等其他技术驱动型行业得到广泛研究。然而，关于其在城市物流领域应用的研究仍然很少。本文旨在提出一个框架，使数字孪生能够轻松适用于城市物流网络。为此，我们对城市物流中动态决策的关键因素进行了描述。我们还综述了以往关于数字孪生应用于城市物流的研究，因为我们发现目前缺乏全面的综述。结合这些知识与上述描述，我们构建了一个概念模型，通过定量模型阐述城市物流数字孪生的本体、学习能力和优化能力。最后，我们基于以往研究和实际经验，讨论潜在的研究益处与局限性。

关键词：数字孪生、人工智能、机器学习、城市物流、智能《城市》、优化、数据驱动优化

电子邮箱：a.g.m.abouelrous@tue.nl (AbdoAbouelrous), l.bliek@tue.nl (Laurens Bliek), yqzhang@tue.nl (Yingqian Zhang)[1]通讯作者

提交至爱思唯尔的预印本 *2023*年*2*月*2*日

1. 引言

近年来，由于消费者需求不断增长、线上购物日益普及，以及人口增长和城市化等趋势，城市物流迅速发展（Savelsbergh& Van Woensel(2016））。因此，城市物流的运营规划和政策制定变得日益复杂。相关挑战要求开发能够协助城市物流规划和资源分配的“智慧”技术（Büyüközkan& Ilıcak (2021年））。这类技术通常与智慧城市联系在一起。智慧城市拥有完善的技术基础设施，可据此收集和处理城市数据，以改善城市利益相关者的决策。

智能技术通常是人工智能（AI）的衍生技术。凭借其广阔的应用前景，人工智能已引起研究界和产业界的广泛关注。具体而言，正如Jucha (2021年）、Sonneberg 等(2019年）和Shi 等(2019年）所述，人工智能已在城市物流领域得到广泛应用，以应对现实中的规划挑战。在众多用于解决城市物流问题的人工智能驱动技术中，有一种技术尤其令我们感兴趣，因为它采用整体性方法，融合了来自不同计算模型的知识。更具体地说，学习和优化等重要人工智能技术可以轻松融入其框架。我们将其称为数字孪生（DT）。

数字孪生一词最早于2003年由 Grieves 教授在密歇根大学提出，用于阐述产品生命周期管理，详见Semeraro 等 (2021年）。尽管这一概念已有近二十年的历史，但目前仍没有统一的产业或学术定义来界定数字孪生。该术语通常用于指代现实模型的任何虚拟副本，但没有规定该副本的功能指南或技术要求。因此，各方往往会对数字孪生的内涵及其与众多现有仿真/决策支持系统的区别产生困惑。我们认为，这种困惑阻碍了数字孪生领域研究的发展。本文旨在通过明确界定城市物流中数字孪生的特征来消除这种困惑。

尤其是，数字孪生的定义、功能需求和概念组件

通常由应用场景决定（Semeraro 等(2021年）。总体而言，数字孪生应用大多以制造业为基础，如 Rosen 等(2015) 和 Tao 等(2019年) 所述。另一方面，正如Haße 等(2019年) 所指出的，与制造业相比，物流领域受到的关注非常有限，尽管物流十分重要，而且人们强调其能够从数字孪生相关的大数据分析中获益 Pan 等(2021年)。随着城市日益智能化并从多种来源收集数据，这种益处也与日俱增White 等(2021年)。具体而言，利用这些数据，数字孪生可用于提升城市居民的生活质量、出行体验和服务水平 Botín-Sanabria 等(2022)。

为了定义构建数字孪生的框架，我们首先必须根据决定城市物流运营的关键因素，对其进行描述。利益相关者及其互动决定了人的因素在城市环境中发挥着重要作用（Lagorio 等人（2017））。在制造业等其他领域，这一因素则不那么重要，因为在封闭环境中运行的机器人设备主要负责决策和实施，从而保证输入和输出的一致性。相比之下，城市环境被认为更加复杂（Rydin 等人（2012））。因此，我们需要对城市物流数字孪生的构建基础进行具体描述。

为应对上述问题，我们力求通过本研究作出以下贡献：

1. 从动态决策的定义因素出发，刻画城市物流运营。我们归纳出四个主要输入组成部分：资源、利益相关者、关键绩效指标和措施。2. 从定义、技术构成、功能和构建方法等方面，总结文献中关于城市物流数字孪生的既有研究成果。据我们所知，尚无研究对这三个主题进行全面综述，因为以往论文往往只关注其中一部分。3. 根据所采用的人工智能方法，提出一个关于城市物流数字孪生概念构成的框架。该框架由知识库、机器学习和优化三部分组成。

4. 基于既有文献和我们的实践经验，明确城市物流数字孪生未来研究中的潜在机遇与挑战。

话虽如此，本文其余部分安排如下：第 2 节介绍城市物流的特征（贡献 1）。第 3 节从定义、技术要求与能力以及构建方法等方面，探讨城市物流领域有关数字孪生的既有文献（贡献 2）。第 4 节提出概念框架（贡献 3）。第 5 节列出潜在的益处与局限（贡献 4）。

2. 城市物流

我们首先为城市物流中的数字孪生给出定义。为了提出一个特定领域的定义——这也是数字孪生研究中的惯例——我们首先需要确定数字孪生应涵盖的城市物流环境的重要方面。Savelsbergh&Van Woensel （2016）将城市物流定义为在城市区域内高效、有效地运输货物。因此，与仓储、班次排程等其他物流问题相比，我们的研究范围仅限于运输问题。

要构建用于城市物流的数字孪生模型，必须识别出能够描述这一系列运营活动的关键因素。Anand 等人（2012）提出了一个城市物流本体，并在其中识别了这些因素。我们仅考虑其中与城市物流动态决策输入相关的部分因素，包括利益相关者、关键绩效指标（KPI）、资源和措施。需要注意的是，决策也是该本体中的一个关键因素，但它们是对上述输入因素作出的响应，属于输出因素。下面将详细介绍这四项输入因素。

2.1. 利益相关者

城市物流供应链中的政府、企业和市民统称为利益相关者。有关利益相关者在城市物流中所扮演角色的详细综述，请参阅Lagorio 等人 (2016)。Lagorio 等人 (2017) 解释了利益相关者如何通过自身的利益、互动和决策，在界定城市物流网络生态系统方面发挥核心作用。另一方面，

如上所述，利益相关者各有其利益。这些利益会转化为目标，并按照 Morana 和 Gonzalez-Feliu (2015) 所述，使用关键绩效指标进行衡量。关键绩效指标可用于指导物流运营的优化程序，因为它们能够表示目标函数。van Heeswijk 等人(2020) 使用基于智能体的仿真验证路径规划方案，就是一个例子。这些方案根据预先设定、代表目标函数的关键绩效指标进行评估。可持续城市物流网络的关键绩效指标通常包括但不限于二氧化碳排放、成本、交付周期和配送行驶时间，详见 Sarraj 等人(2014)。有关城市物流领域一些最常用关键绩效指标的完整列表，请参阅Griffis 等人(2007) 和Gunasekaran 和 Kobu (2007)。

2.3. 资源

资源是指城市物流网络中所有利益相关者所拥有的全部可用资源。 Szmelter-Jarosz 等人 (2020年) 说明了城市物流资源分为四类，即物质、人力、资本和信息。物质资源包括卡车等机器、信息技术平台等。人力资源指参与执行城市物流供应链决策的所有劳动者，以及决策者本身。资本指金融资源。信息指知识和经验等智力资源。

2.4. 措施

最后，措施代表数字孪生资源运行所遵循的规则和法规。这些措施通常包括政策制定者制定的法规，例如Russo & Comi(2010) 和 Muñuzuri 等人(2005) 提出的法规，也包括限制货运车辆进入某些道路，例如严重拥堵的居住区道路。请注意，这些规则对应的是未嵌入资源本身的限制，例如车辆的最大载重量，而是由法治所施加的限制。

由于这些措施具有实用约束性，因此在为城市运营建立数学优化模型时，可将其用作建模约束。所得解应遵守这些约束，从而确保相应的现实决策可行。反之，

政策制定者也可以采用定量方法，研究其所提措施的影响，正如 Cardenas 等人 (2017) 所述。

3. 数字孪生

我们根据Semeraro 等(2021年年对多个应用领域中各种定义的综述，给出数字孪生的一般定义。随后，我们考察了专门讨论城市物流领域数字孪生应用的文献，并据此梳理城市物流数字孪生的技术构成、功能和搭建方式。此处不考虑应用范围不同的其他文献。

3.1. 定义

根据以往研究的定义，数字孪生通常是对现实物理系统的数字化重建，通过与系统实时连接来模拟系统及其组成部分的行为。

到目前为止，上述定义与仿真的定义十分相似，因为两者都是物理实体的虚拟表示。然而，正如Semeraro 等(2021年年所述，实时连接这一点对于界定二者的区别至关重要。数字孪生与物理系统——在我们的案例中即一座城市——保持同步，也就是说，孪生体的状态始终对应现实中的当前状态，并会在现实状态发生变化时更新。孪生体的状态不应呈现任何并非实时发生的情况。例如，即使经验交通数据表明可能出现交通拥堵，当现实中交通并未趋于拥堵时，虚拟模型也不应呈现交通拥堵。尽管如此，数字孪生仍可通过其仿真工具可视化现实中当前未发生的现象，具体将在下文说明。不过，仿真可视化与虚拟模型状态之间的区别应当明确。

尤其是，Semeraro 等(2021年)指出：“数字孪生应在其整个生命周期内与真实系统同步演进”，从而修改其初始配置，以适应当前情况。也就是说，数字孪生不仅会更新自身状态，还会更新其所嵌入的定量

模型。下文将重点阐述其实现这一过程的自主机制。该过程旨在持续提高数字孪生的建模精度。

回到与仿真的区别，正如Semeraro 等(2021年)所解释的那样，数字孪生对物理系统的动态复制更接近仿真模拟。数字孪生通过收集有关系统各组成部分的数据，确保所建模系统的各个组成部分都得到准确呈现，而不是仅仅对系统的一般行为建模。仿真模拟提供了更高程度的呈现能力，因此具有显著优势：与较为静态的仿真概念相比，它能够更贴近现实地进行复制。

数字孪生还会通过传输给物理系统的数据对其进行控制。单向的数据流——从物理空间流向虚拟模型——不足以使虚拟模型被称为数字孪生。Semeraro 等(2021年)指出，与物理系统的交互应当是双向的：从物理空间收集的数据会更新虚拟模型，而物理孪生体则通过利用虚拟模型处理数据所获得的知识来提升其运行性能。例如，数字孪生生成的有关交通的分析洞见，应传达给物流规划人员/交通控制人员，以协助他们进行决策。仿真模型则未必如此，因为它与物理系统没有连接，因此其生成的分析不一定与当前情况相关。

总结其研究发现，Semeraro 等(2021年) 对数字孪生给出了如下定义：

“一组自适应模型，在生命周期内获取实时数据并据此更新自身，从而在虚拟系统中模拟物理系统的行为。数字孪生通过复制物理系统来预测故障和变更机会，并提出实时动作，以优化和/或缓解不可预测的期望事件，同时观测和评估运行概况系统。”

上述定义确实并非城市物流所特有。尽管如此，我们认为，文献迫切需要一个公认的基础，以便在此基础上针对不同应用构建数字孪生的其他特征。

3.2. 技术构成

从软件角度来看，数字孪生包含许多组成部分。一般而言，文献中提及的组成部分包括物联网（IOT）、云计算和应用程序接口（APIs），例如Moshood 等人(2021年)。然而，软件工程方面并非我们关注的重点。相反，我们采用概念性方法，阐释人工智能能力在融入数字孪生框架后，如何助力城市环境中的实时决策。关于如何将软件整合到数字孪生框架中的详细讨论，请参阅Botín-Sanabria 等人(2022)。

从技术角度来看，Belfadel 等人(2021年) 提出了一个关于孪生体架构的框架。我们根据其架构绘制了示意图，如图1所示。他们指出，典型的数字孪生模型由以下层级构成：顶层称为物理世界，中间层称为数据与模型管理系统，底层称为存储系统。

物理世界代表外部物理实体和传感器，例如城市运行数据、物联网实体、传感器及 API。该层连接到数据与模型管理系统，后者由两个主要系统组成：数据摄取系统（DIS）和模型管理系统（MMS）。数据摄取系统旨在将情境数据实体集成到系统中，并使数字孪生随时掌握物理系统的状态。模型管理系统负责管理模型库，其中包含一组提供分析工具的软件应用程序。最重要的是，模型管理系统中包含模型库管理器（MLM），用于总览数字孪生中的所有可用模型、模型规格及其与关键绩效指标的关系。存储系统存储模型库管理和已管理数据的相关信息，以及其他常规存储内容，例如仿真场景、其配置、相关模型和数据等。

回到上述架构，这正是模型管理系统（MMS）中决策系统的任务：评估各种场景可能发生的概率，检查所选场景的关键绩效指标，并通过数据摄取系统在物理世界中建议必要的干预措施，以实现预测结果。

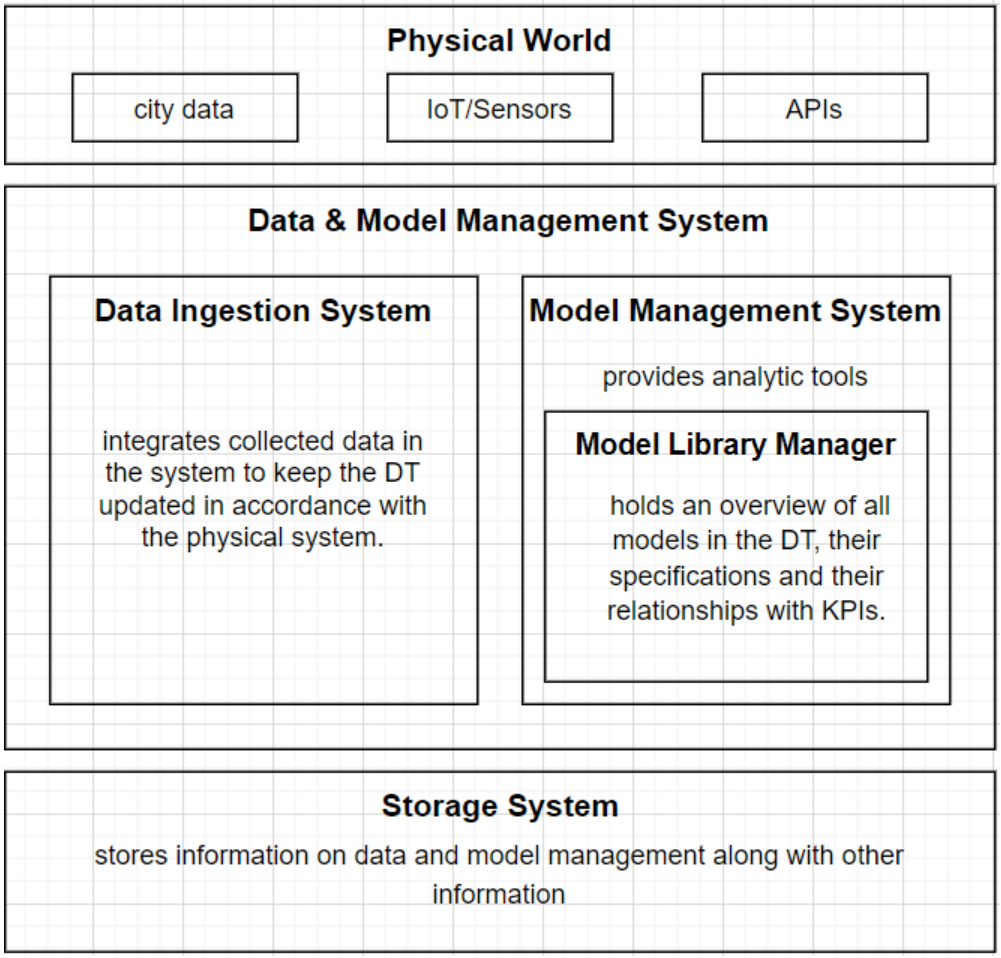

图1：基于Belfadel 等人（2021年）。

3.3. 功能

与我们的研究相关的数字孪生主要应用领域是智慧城市。引入数字孪生旨在帮助克服城市模型通常面临的诸多问题。Nochta 等人（2019年）举例说明了这些问题，例如城市过程过度简化、数据需求不足、数据收集过程复杂，以及对人类行为及其影响的处理不充分等。

从计算角度来看，Marcucci等人（2020年）指出，智慧城市中的数字孪生“描述、捕捉并仿真备选方案（现实或潜在）对政策的影响，以便针对既定目标或目标集优化这些方案”。Schislyaeva 和 Kovalenko（2021年）综述了物流网络数字孪生在较高层面上的功能，重点强调

它们如何动态地规划并优化城市物理系统。他们还讨论了如何利用数字孪生仿真模型进行压力测试，以及如何利用其预测分析工具预测其物理对应体的状态。Gutierrez-Franco 等人（2021年）指出，数字孪生可以预测未来可能出现的场景，并对其进行评估，从而为最有可能发生的场景找到适当的应对措施。

这些功能与城市物流密切相关。例如，可以利用交通流动产生的大数据计算旅行时间，进而据此建立车辆路径规划的优化模型，并配置仿真模型来验证拟议的路径规划方案。此外，数字孪生中嵌入的分析功能可以根据车辆的运行状况或其他通常无法观测到的内部诊断信息，预测可能发生的车辆故障。Schislyaeva 和 Kovalenko (2021年)对此予以确认，并指出数字孪生保留了无法从物理模型中（轻易）获取的数据。

Gutierrez-Franco 等人 (2021年)提到，检测到异常情况时，数字孪生可以发出警报，以便控制人员介入。在某些情况下，异常检测可能至关重要，例如观察到车辆长时间处于静止状态时。这可能是远处发生了事故所致，否则该事故可能一直未被发现。正如 Moshood 等人 (2021年)所指出的，当物理资产处于不安全环境中时，异常处理尤为重要，这有助于改善安全规程。更不用说，事故通常会导致运营中断，而数字孪生能够高效地管理此类中断。实时数据连接和强大的计算能力有助于解决实时重新规划的难题，提升物流服务提供商（LSP）的响应能力。这是因为数字孪生不仅能够预测问题是否可能发生，还能提出解决方案。

数字孪生还涵盖了大量根据其诊断结果生成的关键绩效指标。 Gutierrez-Franco 等人 (2021年)指出，数字孪生可以通过情景预测和评估机制，支持准确计算物流运营的绩效指标。Moshood 等人 (2021年)也提到，数字孪生传感器可用于生成新的数据类型，而 Gutierrez-Franco 等人 (2021年)认为，这甚至可以产生新的相关关键绩效指标。正如 Belfadel 等人(2021年)所解释的：“决定性因素在于如何进一步处理这些数据，从而带来真正的附加

价值。在这种情况下，附加价值是通过针对目标应用量身定制的关键绩效指标创造的。此外，关键绩效指标在数字孪生的学习过程中发挥着更为重要的作用，本文将在下文对此进行深入讨论。

数字孪生的视觉效果还带来一项额外益处，即供应链可视性。 Moshood 等人(2021年)解释说，供应链可视性取决于组织能否对其供应链的内部和外部流程做到透明、清晰。为此，组织必须确定哪些物流运营最容易受到透明度和清晰度不足的影响，并设计相应的方法，使所有参与者能够轻松交换数据。可视性因素之所以重要，不仅在于它通过直观呈现运营提升了可解释性，还在于它发挥着协作作用：供应链中的多个利益相关者能够以标准化的方式，轻松获知各项流程的预期结果。 Moshood 等人(2021年)通过指出，在战略决策的更高层级上，尽可能提供更多信息至关重要，因为这些决策可能影响整个供应链，从而证实了这一点。 Marcucci等人 (2020年)还强调了数字孪生通过可视化将复杂概念转化为更直观概念的重要性。

Moshood 等人（2021年）通过强调数字孪生如何自动执行可能因人为失误而出错的单调任务，进一步彰显了数字孪生的技术优势；这一优势只有借助实时连接才能实现。自动化流程的优势不胜枚举，可应用于诸多领域。此外，Schislyaeva 和 Kovalenko （2021年）指出，数字孪生还能排查远程设备故障并执行远程维护，从而拓展其自动化能力。

数字孪生通常具有自学习功能，虚拟系统会利用从物理系统中获取的数据，持续改进对物理系统的建模。Gutierrez-Franco 等人（2021年）提到了一种“基于关键绩效指标的学习过程”，通过将运营的实际结果与仿真和优化模型的结果进行比较，可以校准数字孪生的建模参数。因此，数字孪生可以利用机器学习模型从日常运营中学习，促进从城市环境中获取和积累知

识。反过来，当无法获得未来运营相关数据时，积累的知识可用于预测未来运营的结果。

延续这一学习框架，Kalaboukas 等人(2021年) 探讨了敏捷供应链中的“认知型”数字孪生如何通过从物理模型获取的数据中学习，逐步扩充其知识库。他们指出，数字孪生应当尝试通过学习不可预测的期望事件（UD：未能预测到的理想结果）和不可预测的非期望事件（UU：未能预测到的不理想结果）如何影响物理对应体，将预测结果与实际观察结果联系起来。运用这一框架，数字孪生能够随着时间推移提升学习能力，因为该框架为如何利用从过往 UD 和 UU 事件中积累的知识来训练和改进数字孪生模型提供了指导。

总而言之，正如Nochta 等人 (2019年) 所述，引入数字孪生与第四次工业革命相辅相成；“从数据相对匮乏的时期迈向‘数字丰裕’时代，或许能够促成”基于质量更高的实时大数据构建更准确的模型，从而比以往更细致地描述城市物流流程。

3.4. 设置与示例

原则上，建立一个数字孪生是一个复杂的过程。 Moshood 等人 (2021年) 指出，这是一个相对较新的研究领域，精确的实施案例十分有限。这与 Belfadel 等人 (2021年) 的研究发现相契合，即“现有架构过于通用，不适用于物流”。对于智慧城市，目前已有一些局部实施案例，例如剑桥的 Kalaboukas 等人 (2021年)、里昂的 Belfadel 等人 (2021年)，以及荷兰的一些城市，正如下文将要阐述的那样。 Botín-Sanabria 等人 (2022) 还综述了亚洲和欧洲其他有关智慧城市数字孪生的研究，其中部分研究聚焦于城市物流。一些研究项目，例如 Ivanov 等人 (2020年)，从治理角度提出了城市数字孪生的概念，但对涉及物流服务提供商等其他利益相关者的城市物流关注有限。

为强调构建数字孪生所面临的挑战，Moshood 等人（2021年）指出：“完全整合数字孪生是一项长期举措，不可能一蹴而就；要真正应用于产业，还需要很长时间。”许多困难

都归因于严苛的技术要求，例如物联网传感器、云计算等。因此，Moshood 等人（2021年）建议从简单的做法入手，专注于保持数据的准确性，同时逐步降低人为错误的发生概率。

Marcucci等人（2020年）以生活实验室为背景，举例说明了政策制定者之间的一项协作倡议。他们认为，生活实验室是应对城市物流管理问题的最新数据驱动方法。其核心理念是让城市物流网络中的所有潜在利益相关者参与数字孪生的设计，以就共同的目标和功能达成一致。这一理念正在哥德堡、伦敦和罗马等城市进行测试。在这些城市，生活实验室的建立旨在为利益相关者创造高效且共享的解决方案。

Moshood 等人（2021年）也指出，应在多个利益相关者之间交流知识，而可见性能够促进这一过程。Nochta 等人（2019年对政府、产业和消费者之间的社会技术互动进行了深入分析。他们认为，若要使数字孪生在城市环境的实际建模中带来显著变化，就有必要超越技术因素，并在数字孪生的设计和实施中纳入鲜明的社会层面。

关于数字孪生设计的另一个重要方面是建模。Marcucci等人（2020年）还指出，数字孪生应努力提供物理模型的简化版本，因为它们绝不应在每个细节上复制物理系统；否则，它们就不再是可用于高效研究城市环境的模型。作为模型，数字孪生的目的是用数量有限的变量抽象城市这一复杂环境。这对模型中应纳入哪些因素具有诸多影响。随着用户群体需求的不断扩展，未来还可以纳入更多变量。

对于学习部分，Kalaboukas 等人（2021年）指出，必须创建一个数据集，将虚拟模型的观测行为归类为 UP 和 UU 事件。然而，这一过程涉及大量的数据处理和清洗。例如，他们提到，在配置数字孪生模型时，有必要“移除不可预测且不期望的行为”，以确保训练数据不受干扰。这是在尝试不同场景并确定某个期望的行为模型之后进行的，因此只有相关行为

才会纳入设计。

设计数字孪生时，还应仔细考虑其他一些技术性较低的因素，其中包括与数据共享相关的法律问题。数字孪生是一个涵盖多个利益相关者的宽泛模型，其中一些利益相关者的目标相互冲突，因此必须规范数据的共享和使用方式，使每一方都清楚自己需要了解哪些信息。详情见 Kalaboukas 等人（2021年）。在涉及多个利益相关者的环境中开展工作，通常还需要引入共同的运营规范、规则和目标。数字孪生需要了解这些规则，因为它们体现了利益相关者之间协作的优先事项、政策及其他条款。

综合考虑所有因素，Gutierrez-Franco 等人（2021年）提出了一种方法，说明如何为物流服务提供商搭建城市物流数字孪生。图2 根据其方法进行了示意。该六步流程从数据收集开始。收集的数据类型应由数据的可用性以及使用该数字孪生的物流服务提供商的利益决定。第二步是在收集数据后，根据特定用途对数据进行适当处理，例如制定用于描述运营环境并可输入数学模型的诊断统计量。第三步是为此目的建立数学优化模型，据此做出决策。随后，在第四步中，通过仿真验证规划；仿真应在更具代表性的环境中进行，以便比简化的优化模型更准确地反映城市的行为。解决方案通过验证后，便在第五步实施，同时实时生成其在城市中的实际表现关键绩效指标。将第五步获得的实际关键绩效指标与第四步的估算值进行比较。第六步通过配置学习过程（如强化学习）纠正重大偏差，从而确保未来的建模更加准确，决策更加得当。

图 2 中提出的设计针对的是发展中城市的一家物流服务提供商。一般而言，城市物流数字孪生可供不同城市中的不同利益相关者使用，例如政策制定者和消费者；这些城市的发展程度可能不同，也可能更高，这与上文介绍的生活实验室方法相符。这会对城市物流数字孪生的设计产生新的影响。例如，可在步骤 1 中根据利益相关者的要求收集不同的数据类型。

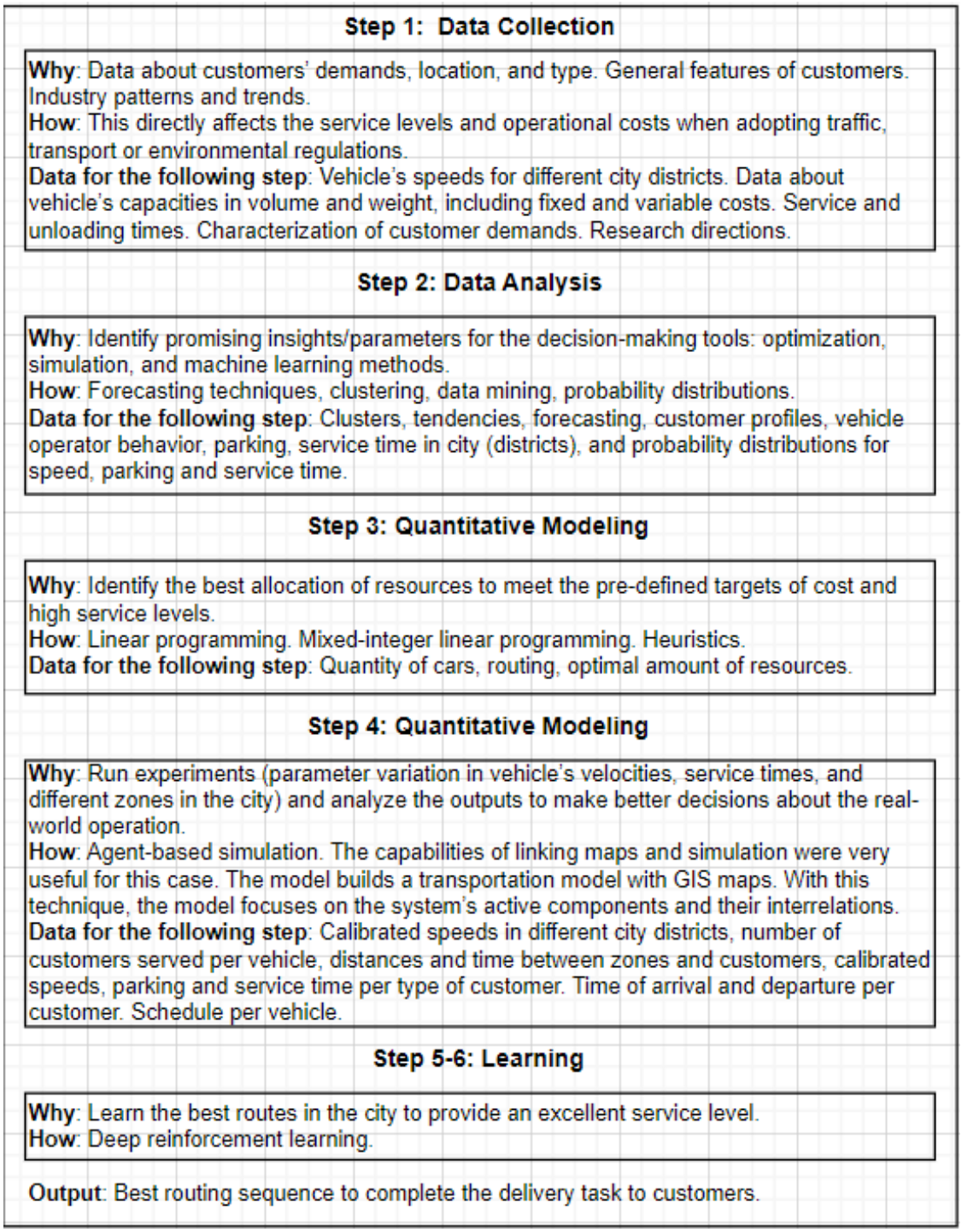

图2：基于Gutierrez-Franco 等人（2021年）的数字孪生设置方法。

此外，物流服务提供商可能会遇到不同的问题，并采用不同的方法，这些方法偏离了 Gutierrez-Franco 等人(2021年) 中的顺序流程。为此，不同的利益相关者可能需要不同“版本”的数字孪生。 Schislyaeva 和 Kovalenko(2021年) 也持有这一观点，他们指出：“一个对象可以拥有多个孪生体，并针对不同用户和使用场景创建不同的模型。”因此，有必要建立一个本体，以此为基础构建城市物流数字孪生的通用设计，从而容纳所有这些可能的差异。据此，我们在第4 节提出一个概念模型，探讨此类本体以及人工智能工具在城市物流数字孪生中的集成。

4. 概念模型

本节介绍我们基于人工智能方法论构建的数字孪生概念模型。该模型由三个组成部分构成，即知识库、机器学习和数学优化。

4.1. 知识库

根据第 2 节中的特征描述以及第 Gutierrez-Franco 等人（2021年）在第 3.4节中提出的构建方法，我们能够设计出一种以知识图谱表示的本体。该本体在知识及关系的表示方面，与 Anand 等人（2012）使用的本体相似。为定义高层实体，我们结合了第 2节中的五个关键因素，并基于图 2中的构建方式定义了其他若干实体。具体而言，这些实体包括：利益相关者、资源、关键绩效指标、措施、决策、数据、统计分析工具、数学优化、仿真和机器学习；前五项在第 2 节中讨论，后五项分别对应图 2中的一个步骤。

我们尚未详细阐述后面五项。我们认为，数据实体的含义不言自明，因为它代表数字孪生通过传感器等方式收集的任何数据，因此这里不再赘述。具体而言，下面另外四个使用数据的实体代表了可用于解决城市物流相关问题的人工智能工具。许多城市物流研究都采用了数据统计分析，例如 Zou 等人(2020年) 和 Alho & e Silva (2015)，数学优化见于 Montoya 等人 (2017) 和 Dabia 等人 (2017)，仿真建模见于 Jlassi等

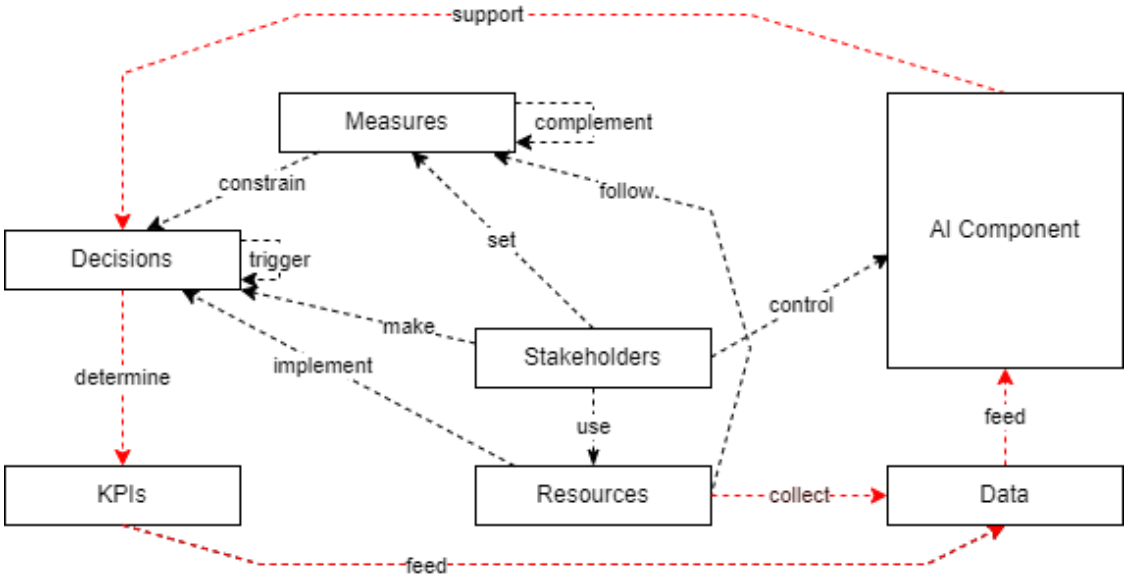

图3：我们提出的高层级城市物流数字孪生本体。

(2018) 和 Karakikes 等人 (2018)；机器学习见于 El Ouadi 等人 (2020年) 和 Giuffrida 等人 (2022)，以上仅举几例。

参见第 3.2 节中的技术架构，这四个人工智能实体将嵌入 MLM 中。MLM 是数字孪生不可或缺的组成部分，因为它嵌入了能够体现其分析能力的定量工具。反过来，人工控制者应持续努力改进其内容，从而为数字孪生提供充分能力，使其能够分析极其复杂的流程，并通过优化创造额外价值。为了实现紧凑的本体设计，我们将这四个实体合并为一个高层级实体，并将其称为人工智能组件。这是因为它们与本体中其他实体之间以及彼此之间的关系或多或少是相同的。

从宏观层面来看，我们的本体如图所示3 ，其中定义了所有实体及其相关关系。红色箭头表示由双向数据交换构成的反馈回路，该回路用于优化当前运营、从以往运营中学习，并改进未来运营。具体而言，数据从资源中收集，并作为输入提供给人工智能组件。人工智能组件处理数据，通过优化支持决策。决策实施后，会生成关键绩效指标，这些指标随后再次作为数据收集，用于评估决策并从中学习。

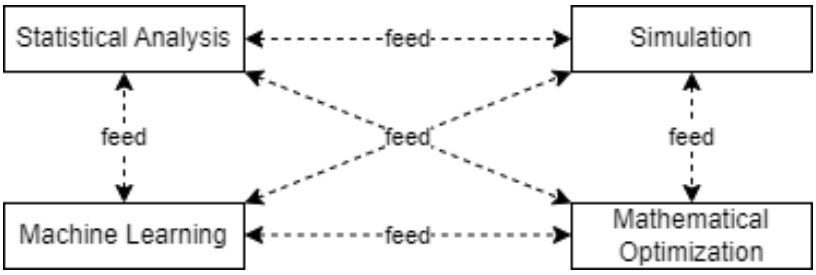

图4：我们提出的图3中人工智能组件的本体。

在次一级层面，人工智能组件本身的本体如图所示4。这四个组件定期相互交互，以支持各自的功能。一个组件的输出可用作另一个组件的输入，这与图2中所示的有序模式不同。因此，图4也可视为图2的一般化形式。它也可以看作任意的模型流水线。反过来，同样的逻辑也成立，因为这些模型构成的任何流水线都可以归入图4所示的本体。为说明这一点，下面以求解车辆路径问题（VRP）的一种变体为例。我们将解释如何根据算法设置构建流水线、如何将其整合到数字孪生（DT）框架中，以及数字孪生（DT）如何利用其实时连接能力改进人工智能模型。

不过，在下一节中，我们将首先简要概述此前有关上述人工智能工具如何在城市物流决策中相互补充的研究，重点关注路径规划作业。我们之所以关注路径规划，是因为我们观察到学术界对车辆路径问题等问题的关注，以及解决车辆路径问题变体对于物流服务提供商日常运营的重要性。

4.2. 人工智能流水线构建

人工智能组件中有些部分并未受到我们太多关注。例如，我们认为统计分析是一种较为传统的方法，在这种方法中，人工智能的计算能力不那么重要。对于仿真，我们会作简要讨论，因为仿真仍是数字孪生的一项相关工具，尤其适用于情景评估。我们最关注的是机器学习与优化的结合，这正是数据驱动优化的理念所体现的；我们认为这也是人工智能的主要计算资产。

关于仿真与优化，Amaran 等人（2016）对不同仿真器所采用的各种方法进行了全面综述。Rabe 等人 （2020年）采用仿真优化来确定包裹储物柜的数量和位置，以便向这些储物柜配送消费品。Muñoz-Villamizar 等人（2013）采用仿真优化求解复杂的选址路径问题（LRP）。车辆路径问题（VRP）中的应用也十分丰富，如Tripathi 等人（2009）针对随机需求的研究，以及Pérez-Rodríguez 和 Hernández-Aguirre （2016）针对固定时间窗的研究。

关于机器学习、数学优化与仿真的紧密结合，目前只有少数出版物涵盖了这三种方法，例如Gutierrez-Franco 等人 (2021)。Rijnen 等人(2019年)提出了一种城市拖车管理方法，其中机器学习模型被用作仿真器的代理模型，以提前评估仿真结果，减轻计算负担，同时通过遗传算法进行优化。 James 等人 (2019年)采用基于图神经网络的深度强化学习与神经组合优化来解决在线车辆路径问题。此外，他们通过仿真验证所得的解。尽管仿真并未直接参与优化过程，但它仍然是生成解的一项重要工具。

将关注点转向学习与优化领域，我们认为大多数研究都集中于此，人工智能的潜力也主要蕴藏于此。诸如Lombardi 和 Milano (2018)以及Bengio 等人(2021年)的论文综述了针对不同学习机制，将机器学习融入组合优化的总体情况。 Mazyavkina 等人 (2021年)则更详细地综述了强化学习在解决组合优化问题中的应用。 Khalil 等人 (2017)对此作了进一步拓展，介绍了其在图相关问题中的应用，并提供了一个框架，说明如何学习解决这些问题的启发式方法。

从历史经验来看，应用机器学习优化车辆路径问题（VRP）颇有成效。 Bai 等人(2021年) 对机器学习在求解车辆路径问题（VRP）中的应用进行了全面综述，其中包括随机变体。他们将机器学习既用作建模工具，也用作优化工具。具体而言，Niu 等人(2021年) 和 Niu 等人 (2022) 利用假设生成来学习遗传算法，以求解需求不确定的多目标车辆路径问题。对于

论文	问题	方法
James 等人(2019年)	绿色物流系统在线路径规划	强化学习、组合优化
Niu 等（2021年）	多目标随机车辆路径问题	假设生成，遗传算法
Niu 等（2022）	多目标随机车辆路径问题	假设生成，遗传算法
Joe & Lau(2020年)	随机车辆路径问题	强化学习、遗传算法
Morabit 等(2021年)	带时间窗的车辆路径问题	监督学习、分支定价
Furian 等(2021年)	容量约束车辆路径问题	监督学习、分支定价
Cooray & Rupasinghe (2017)	能耗最小化车辆路径问题	无监督学习、遗传算法
R de O da Costa 等（2021年）	标准车辆路径问题	强化学习、局部搜索
Nazari 等（2018）	容量约束车辆路径问题	强化学习、组合优化
Hottung & Tierney(2019年)	分批交付/有容量限制的车辆路径问题	强化学习、局部搜索
Zhao 等 (2020年)	标准车辆路径问题/带时间窗	强化学习、局部搜索

表1：分类　　车辆路径问题文献样本中的学习与优化方法　　车辆路径问题文献中的作用。

随机客户的情况，Joe & Lau (2020年) 运用强化学习来近似遗传算法中各动作的价值函数。

求解确定性车辆路径问题的其他机器学习应用见Morabit 等 (2021年)，他们采用监督学习进行列生成，以求解带时间窗的车辆路径问题。Furian 等 (2021年)将监督学习与分支定价方法相结合，以预测某个实例最优解中的二元决策变量的价值，以及容量约束车辆路径问题中分数变量的分支评分。 Cooray &Rupasinghe(2017)考虑了另一种基于启发式算法的方法，其中使用无监督学习来调整能耗最小化车辆路径问题的遗传算法参数。

强化学习作为一种方法，在相关文献中也颇受关注。R de O da Costa 等(2021年) 提出了一种通用方法，利用演员-评论家网络对标准车辆路径问题的元启发式算法进行强化学习。Nazari 等(2018) 采用强化学习，通过演员-评论家网络设计参数化随机策略，以优化容量约束车辆路径问题。他们还说明，该方法可以扩展到其他变体。同样，Hottung& Tierney (2019年) 通过演员-评论家模型，采用强化学习为容量约束车辆路径问题和拆分配送车辆路径问题学习随机策略。不过，他们采用了一种新颖的概念：将训练目标定义为不可行解的目标值，从而弥合其与（最优）可行解之间的差距。Zhao 等(2020年) 也采用强化学习和演员-评论家网络来设计随机策略，其输出可与局部搜索过程相结合，以优化标准车辆路径问题和带时间窗的车辆路径问题。

上述论文只是众多关于应用机器学习解决车辆路径问题的文献中的一小部分，旨在起到示例作用。当然，还有其他探讨车辆路径问题中机器学习应用的出版物，对于数字孪生这类动态决策系统将大有裨益。表1汇总了上述引用论文、所研究的车辆路径问题变体，以及采用的学习与优化方法。

鉴于上述方法，我们可以根据所采用的人工智能模型轻松构建一条流程管线。为说明这一点，我们采用一种求解随机车辆路径问题变体的方法。我们考虑随机性这一方面，因为它对于描述城市环境至关重要；在这些环境中，不确定性源于无数实体之间复杂的互动。我们将该问题称为 $SVRP1$。

求解 $SVRP1$ 的伪代码如算法1所示。值得一提的是，算法1 及其关联流程管线仅用于示例说明。其输入为一组客户位置 $\mathcal{N}$，这些位置具有时间窗和优先级等属性，这些属性由集合 $\mathcal{C}^{\mathcal{N}}$给出。此外，令 $\mathcal{T}$表示数字孪生的行驶时间数据存储库，其中每个观测值 t_{ij} 对应于位置 i 与 j之间的行驶时间。输出为一组路径 R^*，表示可行的规划。

算法 1 采用一种带有机器学习组件的启发式算法，该组件会持续与数学优化模型互动，例如将强化学习应用于局部搜索启发式算法，以近似动作的价值函数；参见 R de O da Costa 等 (2021年)。问题状态 $\mathcal{S}$ 分别由当前解和迄今获得的最佳解规定，而相关动作则涉及 k-echange 移动。

通过算法 1，可以构建图 5 所示的流程，以求解 $SVRP1$。该流程展示了图 4 中人工智能组件的各实体相互作用并输出解决方案的顺序 $x = R$。图 4 所规定的本体为使用人工智能组件的流程提供了基础设计。由于图 4 中所有实体之间的关系都是双向的，因此允许在流程中以任意可能的顺序排列这些实体。此外，采用不同方法的其他流程可能会省略某些实体，前提是它们完全不使用这些实体。

算法1 求解$SVRP1$的伪代码。

输入： $\mathcal{N}$, $\mathcal{C}^{\mathcal{N}}$, $\mathcal{T}$。
令 $R = \emptyset$。
通过使用统计分析对 $\mathcal{T}$ 进行预处理，确定旅行时间 t_{ij} 的分布工具。
建立随机优化模型$SVRP1$
当优化的终止条件尚未满足时**执行**
    应用包含机器学习组件的搜索启发式算法 $\mathcal{H}$ 。
    生成候选解 R 并将其添加到 R。
结束循环
对于解 R 属于 R **执行**
    使用仿真验证 R
    如果 R 的仿真目标优于 R^* **则**
        $R^* = R$。
    结束如果
结束循环
返回 R^*

4.3. 数字孪生与人工智能方法的集成

图 5 所规定的流程带来了若干重要影响。首先，它主要取决于输入参数 $\mathcal{T}$、 $\mathcal{N}$和 $\mathcal{C}^{\mathcal{N}}$。这意味着，只要这些参数中的任何一个发生重大变化，流程的输出——即经过仿真验证的规划——就很可能不再具有最优性方面的相关性。其次，它利用了先前收集的旅行时间数据所规定的既有知识 t_{ij}，以及经过训练的机器学习组件；该组件使用将运营决策与关键绩效指标关联起来的数据集进行训练。最后，它输出一个可行的运营规划。

4.3.1. 模型规范

关于第一项观测，系统的实时连接至关重要。DT 可以收集实时决策所需的数据。为说明这一点，我们给出以下术语。设 $P(t)$ 为一个高维向量，表示 DT 底层定量模型在连续时间 t 的参数。在这种情况下，模型可在任意时间 t 由 $\{P(t)\ t > 0\}$ 完全规定。此外，设 Δ 是 t 之后的某个时间间隔，使得 $\mathcal{D}(\Delta)$ 表示在该时间间隔内从物理系统收集的数据。虚拟模型与物理系统的演化可由以下

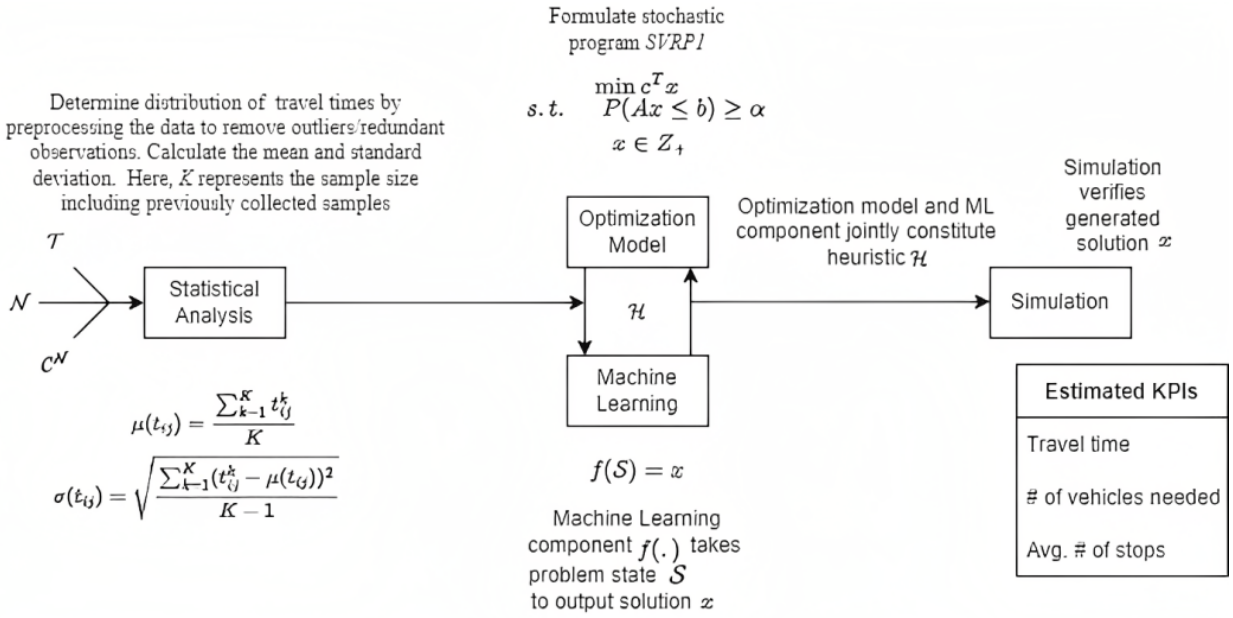

图5：求解 $SVRP1$ 的示例流程。

关系表示：

$$P(t+\Delta) = f(\mathcal{D}(\Delta), P(t)) \tag{1}$$

其中， $f(.)$ 是由多个函数向量串接而成，这些函数负责根据给定的数据输入和先前的参数估计来更新虚拟模型的参数。例如， $f(.)$ 可以体现数字孪生中的一系列机器学习算法。下文将对此作进一步阐述。

函数 $f(.)$ 的具体设定以及时间间隔 Δ 共同界定了数字孪生中人类专家的控制职责；更好的选择会带来更好的设计和模型。正如 Marcucci等人(2020年) 所建议的，在考虑延迟的同时，保持较高的数据更新频率至关重要。我们将在第 4.3.2 节中进一步讨论函数 $f(.)$ 的具体设定。

4.3.2. 数据驱动优化

在此，我们探讨将数字孪生集成到人工智能流水线中，以支持城市物流决策。具体而言，我们参考图5 中的流水线以及第4.3.1节中的模型规范。关于数字孪生与人工智能集成的技术方面，除了

Gutierrez-Franco 等人(2021年) 从较高层面探讨了车辆路径问题。其他论文，例如Xu 等人(2022)，则探讨了数字孪生在数据驱动优化中的详细集成，包括技术方面，但其应用场景是起重机调度。遗憾的是，由于数字孪生结构复杂、与之耦合的物理系统复杂，以及它们之间的关系复杂，这些方法无法自然地推广到其他应用中。

对于我们的框架，我们特别关注 DDO 概念所规定的机器学习与优化理论，从数学角度解释这一集成过程。在继续之前，我们提出一种对数字孪生中 DDO 的重要分类。我们将旨在提高虚拟模型对物理系统近似程度的 DDO 应用称为**描述性**应用。至于负责决策的应用，则称为**处方性**应用。

首先来看描述性应用，其目标是尽可能地模拟物理系统。为了确保决策时输入的数据正确，准确地表示物理系统至关重要。以*SVRP1*为例，准确估算两点之间的旅行时间非常重要。否则，优化机制可能会认为某些路径更有利，但实际上这些路径会损害运营效率。如果没有衡量旅行时间的标准化方法，就必须借助数字孪生中的某种预测模型对其进行学习和估算。

利用预测模型估算物理系统中的变量，从而在虚拟空间中提供更好的表征，这一点已在诸如Wang 等人（2020年）等论文中有所探讨。作者讨论了如何在贝叶斯优化中部署监督学习机制，以估算数据中心数字孪生中的空气流量。尽管这一应用与城市物流截然不同，但鉴于数字孪生依赖代理模型，这种方法非常适用于其学习基础设施，正如Bárkányietal.（2021年）所建议的；其数据存储能力也如Belfadel 等人（2021年）所述。

一般情况下，学习如何估计连续变量（例如旅行时间）属于

回归问题，可由以下形式的损失函数进行指导：

$$\sum_{n=1}^{N} \mathcal{L}(\hat{V}(x_n, \tilde{w}) - V_n) \tag{2}$$

ˆ 对 N 个数据点进行聚合。在这里， $V(x_n,$ ˜$)w$ 表示预测模型针对与观测值 n^{th} 相对应的输入特征 x_n 以及可学习参数 $\tilde{w}$的输出。注意， $\tilde{w} \in P(t)$。最后， V_n 是观测值 n^{th} 对应的实际目标值。函数 $\mathcal{L}(。)$可以表示某种偏差准则，例如平方函数。

对于数字孪生， N 数据点将从存储系统中调取，其中存储着按时间间隔收集的所有数据 Δ ——如第 4.3.1 节所述——。用于表征预测算法的参数 $\tilde{w}$经过优化，使得：

$$w^* = \underset{\tilde{w}}{\operatorname{argmin}} \sum_{n=1}^{N} \mathcal{L}(\hat{V}(x_n, \tilde{w}) - V_n) \tag{3}$$

参数 $\tilde{w}$ 的优化过程取决于所使用的预测算法。例如，对于神经网络，会采用迭代过程，通过函数 $f_{1d}(。) \in f(。)$ 更新参数 $\tilde{w}$ ，该函数可以采用如下形式：

$$\tilde{w}^{(m+1)} = f_{1d}(\tilde{w}^{(m)}) = \tilde{w}^{(m)} + \alpha \cdot \hat{g}(\tilde{w}^{(m)}) \tag{4}$$

其中， α 是缩放参数， ˆ$g(\tilde{w}^{(m)})$ 是对 2 在 $\tilde{w}^{(m)}$处梯度的估计值； $\tilde{w}$ 是在第 m次迭代时的估计值。上述更新函数 $f_{1d}(。)$ 的形式称为梯度下降，是众多（基于梯度的）优化技术之一。

为了解数字孪生的实时数据连接如何助力训练，我们借助神经网络梯度估计理论。从 N 数据点中，通常会使用大小为 B 的批次来估计 ˆ$g(\tilde{w})$，例如：

$$\hat{g}(\tilde{w}) = \frac{\sum_{b=1}^{B} \hat{g}(x_b, \tilde{w})}{B} \tag{5}$$

因此， ˆ$g(\tilde{w})$可以视为对数据点处梯度估计值的平均值 x_b ，其中参数$\tilde{w}$ 由ˆ$g(x_b,$ $\tilde{w})$表示。标准训练过程会从 N中随机抽取 B 个样本

数据集中的样本。不过，如果要以纳入近期结构变化（如有）的方式重新训练算法，我们可能会倾向于使用 B个样本，根据上一个间隔 Δ 内在 $\mathcal{D}(\Delta)$收集的最新数据来估计$\hat{}g(。)$。以往的知识会体现在 $\tilde{w}^{(m)}$的取值中，而 $\tilde{w}^{(m)}$又会与 $\mathcal{D}(\Delta)$一起用于确定 $\tilde{w}^{(m+1)}$ ，从而纳入新知识。

图 6 抽象地描绘了这一训练过程。在这里，我们假设城市中的旅行时间预测模型基于多种因素，例如当前交通状况、一天中的时段以及先前的旅行时间估计值（假设它们具有时间序列相关性）等。

预测模型不必按照固定的数据收集间隔重新训练；但如果控制人员认为新数据体现了变量关系中的重大结构变化，就应将有关这一变化的知识纳入虚拟模型。变量关系中的结构变化称为“概念漂移”。Lu 等人 (2018) 研究了概念漂移情况下的学习。采用监督学习时，通常会在预测算法由数字孪生部署、用于估算数学优化问题建模所需的输入参数之前，离线完成训练。这足以满足描述性 DDO 应用的需要。

对于处方性应用，只要能保证一定程度的一致性，监督学习通常就能发挥作用。例如，如果我们遇到相似的一组运营条件、决策备选方案和 KPI 评估值，就可以利用监督学习积累的经验，为当前运营做出决策。现实中，这种情况很少见。而且，在城市这类复杂环境中，运营条件不太可能保持一致，决策备选方案又数量众多，相应的关键绩效指标起初也并不明确。

在$SVRP1$的背景下，客户的排列顺序决定了许多可能的路径选择方案。此外，由于存在相关随机性，无法明确每项路径决策会产生怎样的关键绩效指标。在这种情况下，需要与环境进行实时交互，以评估局部搜索算法（如 k 交换）生成的决策，并观察由此产生的关键绩效指标。然而，在物流运营中，对成本的高度敏感使得强化学习所需的试错过程无法开展，而这一过程原本用于生成训练数据集。为了解决

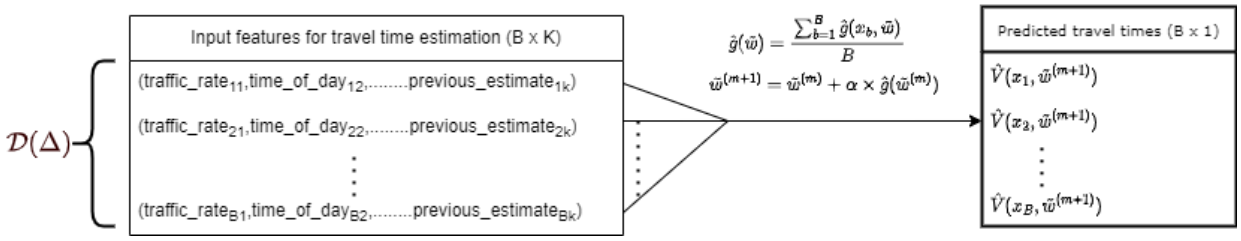

图6：使用从数据中收集的批次 B 对 $\hat{g}(.)$ 进行估计的抽象示意图。

这一问题，Xu 等人（2022）提出了如今所称的离线强化学习，作为一种替代方案。在这种方法中，通过仿真逻辑离线地与环境交互，并再次应用标准强化学习技术，在算法部署到实际环境进行运营决策之前对其进行训练。仿真环境的配置由 P（t）决定，它嵌入了物理系统状态的实时表征。话虽如此，方程（2）、（3）、（4）、（5）和图6 中提出的概念自然也适用于强化学习。区别在于输入表征及其与后续输入的关系；输出则根据仿真环境生成的关键绩效指标，通过奖励评估路径决策。训练频率也很重要，因为强化学习要求在执行固定数量的动作/步骤后进行（重新）训练，而在监督学习中，训练需求不受已执行动作数量的影响，因为动作通常只会在训练完成后生成。

5. 未来研究

与上文讨论的要点类似，数字孪生可能带来许多益处和挑战。最明显的益处是，它提供了一种优化城市物流网络的方法。这将体现在减少污染和拥堵、提高物流运营效率，并通过提升服务水平来增加消费者满意度。然而，在此之前还需要承担许多成本。

首先，Botín-Sanabria 等人（2022）指出了数据安全方面的担忧以及与通信网络相关的障碍。此外，技术密集型数字孪生的部署成本也不容忽视。Schislyaeva 和 Kovalenko（2021年）还解释说，物流运营的成本敏感性可能

这可以解释为何一些公司不愿投资测试数字孪生。许多物流服务提供商可能会因成本和安全方面的顾虑，不愿让数字孪生控制其资源。由于缺少可供虚拟模型在测试过程中控制物理模型的连接机制，当前有关数字孪生的研究在可信度方面面临重大挑战。

为应对这一问题，一些平台已开始提供基于专家知识并与产业合作的基础实施方案。Logistics Community Brabant 的 Atlas Leefbare Stad 数字孪生LCB (2022) 是其中一个例子，它是荷兰各城市的虚拟副本。该模型根据学术研究人员和物流服务提供商这一用户群体的需求，对相关变量进行建模。然而，在 Atlas 中，数据传输是单向的——仅从物理系统传向虚拟系统，这与第 3.1 节中的定义不同。 Marcucci等人 (2020) 将这种虚拟模型称为数字影子（数字影子）。

虽然数字影子无法满足对数字孪生进行全面研究的要求，但仍可开展部分研究。 Marcucci等人 (2020) 指出，“数字孪生所承担的主要功能本质上是描述性的”。其描述性功能包括异常检测、警报、预测任务，甚至推荐基于优化的解决方案，但不实际实施这些方案。专家可将其描述性输出与根据专家知识解读的实际结果进行比较，从而判断该虚拟模型是否有用。

构建数字孪生还面临其他挑战。 Marcucci等人 (2020年)指出，“技术变革以及对全球变暖的高度关注”可能需要比指导数字孪生设计与开发的渐进式方法更为“根本性的技术和政策变革”。因此，数字孪生需要达到的基准也面临压力，因为要实现完全可运行的数字孪生模型并确保其正确性，可能需要很长时间，难以在短期内取得令人信服的成效。

此外， Marcucci等人 (2020年)解释说，由于外部因素，变量之间的关系预计会随时间发生变化。因此，数字孪生模型必须持续更新，及时纳入关系和知识的变化，否则其附加价值可能会受到质疑。

另一方面，借助历史数据，数字孪生能够解释所遇现象的可能根本原因。这种对情境的实时管理与控制有助于将

短期决策与长期战略相结合，正如Nochta 等人（2019年）所指出的。因此，与其他当代方法相比，数字孪生将提供一个更适合实现可持续发展目标的框架。话虽如此，我们希望未来研究能够进一步拓展我们提出的本体。

致谢

Abdo Abouelrousis 获得了“未来人工智能规划师”项目的支持。该项目由欧洲供应链论坛（ESCF）、埃因霍温人工智能系统研究所（EAISI）、Logistics Community Brabant（LCB）以及工业工程与创新科学系（IE&IS）支持。

参考文献

Alho, A. R., & e Silva, J. d. A.（2015）。将城市形态特征应用于城市物流分析：葡萄牙里斯本的案例研究。《交通地理学杂志》，*42*，57–71。Amaran, S., Sahinidis, N. V., Sharda, B., & Bury, S. J.（2016）。仿真优化：算法与应用综述。《运筹学年鉴》，*240*，351–380。Anand, N., Yang, M., van Duin, J. R., & Tavasszy, L.（2012）。Genclon：城市物流本体。《专家系统与应用》，*39*，11944–11960。Bai, R., Chen, X., Chen, Z.-L., Cui, T., Gong, S., He, W., Jiang, X., Jin, H., Jin, J., Kendall, G. 等（2021）。车辆路径研究中的分析与机器学习。《国际生产研究杂志》，（第1–27页）。Bárkányi, Á., Chován, T., Németh, S., & Abonyi, J.（2021）。数字孪生建模——代理模型的潜在作用。《*Processes*》，*9*，476。Belfadel, A., Hörl, S., Tapia, R. J., & Puchinger, J.（2021）。迈向自适应城市最后一公里物流的数字孪生框架。载于《*2021*年第六届智慧与可持续技术国际会议（*SpliTech*）》（第1–6页）。IEEE。Bengio, Y., Lodi, A., & Prouvost, A.（2021）。组合优化的机器学习：方法论概览。《欧洲运筹学杂志》，*290*，405–421。Botín-Sanabria, D. M., Mihaita, A.-S., Peimbert-García, R. E., Ramírez-Moreno, M. A., Ramírez-Mendoza, R. A., & Lozoya-Santos, J. d. J.（2022）。数字孪生技术的挑战与应用：全面综述。《遥感》，*14*，1335。

Büyüközkan, G., & Ilıcak, Ö.（2021）。智慧城市物流：文献综述与未来方向。《社会经济规划科学》，（第101197页）。Cardenas, I., Borbon-Galvez, Y., Verlinden, T., Van de Voorde, E., Vanelslander, T., & Dewulf, W.（2017）。城市物流、城市货物配送以及最后一公里配送与收集。《网络产业中的竞争与监管》，*18*，22–43。Cooray, P., & Rupasinghe, T. D.（2017）。用于能耗最小化车辆路径问题的基于机器学习的参数调优遗传算法。《工业工程学报》，*2017*。R de O da Costa, P., Rhuggenaath, J., Zhang, Y., & Akcay, U., Alp anwd Kaymak（2021）。通过深度强化学习学习用于路径规划问题的2-opt启发式算法。《*SN*计算机科学》，*2*，388。Dabia, S., Demir, E., & Woensel, T. V.（2017）。污染路径问题一个变体的精确方法。《交通科学》，*51*，607–628。El Ouadi, J., Errousso, H., Benhadou, S., Medromi, H., & Malhene, N.（2020）。集货方案背景下城市区域分区的基于机器学习的方法。载于《*2020*年*IEEE*第十三届物流与供应链管理国际研讨会（*LOGISTIQUA*）》（第1–7页）。IEEE。Furian, N., O'Sullivan, M., Walker, C., & Çela, E.（2021）。用于采样车辆路径问题的基于机器学习的分支定价算法。《运筹学谱》，*43*，693–732。Giuffrida, N., Fajardo-Calderin, J., Masegosa, A. D., Werner, F., Steudter, M., & Pilla, F.（2022）。应用于最后一英里物流的优化与机器学习：综述。《可持续发展》，*14*，5329。Griffis, S. E., Goldsby, T. J., Cooper, M., & Closs, D. J.（2007）。使物流绩效指标与企业的信息需求保持一致。《商业物流学报》，*28*，35–56。Gunasekaran, A., & Kobu, B.（2007）。物流与供应链管理中的绩效衡量与指标：针对近期文献（1995–2004）的综述及其研究与应用。《国际生产研究杂志》，*45*，2819–2840。Gutierrez-Franco, E., Mejia-Argueta, C., & Rabelo, L.（2021）。支持城市最后一英里运营长期物流与决策制定的数据驱动方法。《可持续发展》，*13*，6230。Haße, H., Li, B., Weißenberg, N., Cirullies, J., & Otto, B.（2019）。用于物流实时数据处理的数字孪生。载于《供应链管理中的人工智能与数字化转型：供应链创新方法。汉堡国际物流会议（*HICL*）论文集，第*27*卷》（第4–28页）。柏林：epubli有限公司。van Heeswijk, W. J., Mes, M. R., Schutten, J., & Zijm, W.（2020）。利用基于智能体的仿真评估城市物流方案。《交通科学》，*54*，651–675。Hottung, A., & Tierney, K.（2019）。用于容量约束车辆路径问题的神经大邻域搜索。*arXiv*预印本 *arXiv:1911.09539*，。Ivanov, S., Nikolskaya, K., Radchenko, G., Sokolinsky, L., & Zymbler, M.（2020）。城市数字孪生：概念概述。载于《*2020*年全球智能工业会议（*GloSIC*）》（第178–186页）。IEEE。

James, J., Yu, W., & Gu, J. (2019). 基于神经组合优化和深度强化学习的在线车辆路径规划。IEEE智能交通系统汇刊, 20 , 3806–3817. Jlassi, S., Tamayo, S., & Gaudron, A. (2018). 城市物流仿真：最新进展。《城市物流3：迈向可持续宜居城市》, (pp. 65–87). Joe, W., & Lau, H. C. (2020). 使用深度强化学习解决随机客户动态车辆路径问题的方法。In Proceedings of the international Conference on Automated Planning and Scheduling (pp. 394–402). volume 30. Jucha, P. (2021). 人工智能在最后一公里配送中的应用。In SHS会议网络 (p. 04011). EDP Sciences volume 92. Kalaboukas, K., Rožanec, J., Košmerlj, A., Kiritsis, D., & Arampatzis, G. (2021). 互联敏捷供应网络中认知数字孪生的实施——一种运营模型。《应用科学》, 11 , 4103. Karakikes, I., Nathanail, E., & Savrasovs, M. (2018). 智慧城市物流解决方案仿真技术：系统综述。In 国际交通与通信可靠性和统计会议 (pp. 551–561). Springer. Khalil, E., Dai, H., Zhang, Y., Dilkina, B., & Song, L. (2017). 在图上学习组合优化算法。《神经信息处理系统进展》, 30 . Lagorio, A., Pinto, R., & Golini, R. (2016). 城市物流研究：系统性文献综述。《国际实体配送与物流管理杂志》, . Lagorio, A., Pinto, R., & Golini, R. (2017). 城市物流生态系统：城市货运项目利益相关者的系统之系统框架。IFAC-PapersOnLine, 50 , 7284–7289. LCB (2022). 宜居城市。URL: https://www.lcb.nu/themas/details/?id=2722a341-a017-eb11-a813-000d3abaccb2 accessed: 27-07-2022. Lombardi, M., & Milano, M. (2018). 利用机器学习增强组合问题建模。arXiv preprint arXiv:1807.05517 , . Lu, J., Liu, A., Dong, F., Gu, F., Gama, J., & Zhang, G. (2018). 概念漂移下的学习：综述。IEEE知识与数据工程汇刊, 31 , 2346–2363. Marcucci, E., Gatta, V., Le Pira, M., Hansson, L., & Bråthen, S. (2020). 数字孪生：关于其支持城市物流政策制定与规划潜力的批判性讨论。《可持续发展》, 12 , 10623. Mazyavkina, N., Sviridov, S., Ivanov, S., & Burnaev, E. (2021). 组合优化的强化学习：综述。《计算机与运筹学》, 134 , 105400. Montoya, A., Guéret, C., Mendoza, J. E., & Villegas, J. G. (2017). 具有非线性充电函数的电动汽车路径问题。《交通研究B辑：方法论》, 103 , 87–110. Morabit, M., Desaulniers, G., & Lodi, A. (2021). 基于机器学习的列生成列选择。《交通科学》, 55 , 815–831. Morana, J., & Gonzalez-Feliu, J. (2015). 从一组运营经理的角度出发的可持续城市物流仪表板

。《管理研究评论》, . Moshood, T. D., Nawanir, G., Sorooshian, S., & Okfalisa, O. (2021). 数字孪生驱动的物流供应链可视性：未来物流的新范式。《应用系统创新》, *4*, 29. Muñoz-Villamizar, A., Montoya-Torres, J. R., Juan, A. A., & Cáceres-Cruz, J. (2013). 用于城市物流综合选址与路径问题的基于仿真的算法。In *2013*年冬季仿真会议 *(WSC)*(pp. 2032–2041). IEEE. Muñuzuri, J., Larrañeta, J., Onieva, L., & Cortés, P. (2005). 地方行政机构可采用的城市物流改善方案。《城市》, *22*, 15–28. Nazari, M., Oroojlooy, A., Snyder, L., & Takác, M. (2018). 用强化学习解决车辆路径问题。《神经信息处理系统进展》, *31*. Niu, Y., Kong, D., Wen, R., Cao, Z., & Xiao, J. (2021). 一种改进的可学习进化模型，用于解决具有随机需求的多目标车辆路径问题。《知识系统》, *230*, 107378. Niu, Y., Shao, J., Xiao, J., Song, W., & Cao, Z. (2022). 基于径向基函数网络的多目标进化算法，用于解决随机车辆路径问题。《信息科学》, *609*, 387–410. Nochta, T., Badstuber, N., & Wahby, N. (2019). 城市数字孪生治理：剑桥案例研究的启示，. Pan, S., Zhou, W., Piramuthu, S., Giannikas, V., & Chen, C. (2021). 面向可持续城市货运物流的智慧城市。 Pérez-Rodríguez, R., & Hernández-Aguirre, A. (2016). 使用贝叶斯网络作为概率模型，对带时间窗的车辆路径问题进行仿真优化。《国际先进制造技术杂志》, *85*, 2505–2523. Rabe, M., Chicaiza-Vaca, J., Tordecilla, R. D., & Juan, A. A. (2020). 一种仿真优化方法，用于在城市物流运营中选址自动化包裹柜。In *2020*年冬季仿真会议 *(WSC)*(pp. 1230–1241). IEEE. Rijnen, D., Rhuggenaath, J., da Costa, P. R. d. O., & Zhang, Y. (2019). 基于机器学习的拖车管理仿真优化。In *2019*年*IEEE*系统、人类与控制论国际会议 *(SMC)* (pp. 3687–3692). IEEE. Rosen, R., Von Wichert, G., Lo, G., & Bettenhausen, K. D. (2015). 自主性和数字孪生对制造业未来的重要性。*IFAC-PapersOnLine*, *48*, 567–572. Russo, F., & Comi, A. (2010). 城市物流措施及其相关影响的分类。*Procedia-Social andbehavioral sciences*, *2*, 6355–6365. Rydin, Y., Bleahu, A., Davies, M., Dávila, J. D., Friel, S., De Grandis, G., Groce, N., Hallal, P. C., Hamilton, I., Howden-Chapman, P. et al. (2012). 塑造健康城市：21世纪城市环境的复杂性与规划。*The lancet*, *379*, 2079–2108. Sarraj, R., Ballot, E., Pan, S., Hakimi, D., & Montreuil, B. (2014). 互联物流网络与协议：

基于仿真的效率评估。《国际生产研究杂志》，《国际生产研究杂志》，*52*，3185–3208。Savelsbergh, M., & Van Woensel, T. (2016). 50周年特邀文章——城市物流：挑战与机遇。《交通科学》，*50*，579–590。Schislyaeva, E. R., & Kovalenko, E. A. (2021). 基于数字孪生的物流网络创新。《战略管理学会期刊》，*20*，1–17。Semeraro, C., Lezoche, M., Panetto, H., & Dassisti, M. (2021). 数字孪生范式：系统性文献综述。《工业计算机》，*130*，103469。Shi, H., Sun, L., Teng, Y., & Hu, X. (2019). 一种面向B2C电子商务城市物流配送的在线智能车辆路径规划与调度方法。《计算机科学 *Procedia*》，*159*，2533–2542。Sonneberg, M.-O., Leyerer, M., Kleinschmidt, A., Knigge, F., & Breitner, M. H. (2019). 用于城市物流的自主无人地面车辆：最后一公里配送作业优化。载于第*52*届夏威夷国际系统科学会议论文集。Szmelter-Jarosz, A., Rześny-Cieplińska, J., & Jezierski, A. (2020). 评估城市物流共享经济中的资源管理。《资源》，*9*，113。Tao, F., Qi, Q., Wang, L., & Nee, A. (2019). 面向智能制造与工业4.0的数字孪生和信息物理系统：关联与比较。《工程》，*5*，653–661。Tripathi, M., Kuriger, G. 等 (2009). 一种基于蚁群算法的随机需求车辆路径问题仿真优化方法。载于*2009*年冬季仿真会议（*WSC*）论文集 （第2476–2487页）。IEEE。Wang, R., Zhou, X., Dong, L., Wen, Y., Tan, R., Chen, L., Wang, G., & Zeng, F. (2020). Kalibre：基于知识的神经代理模型校准，用于数据中心数字孪生。载于第七届*ACM*节能建筑、城市与交通系统国际会议论文集 （第200–209页）。White, G., Zink, A., Codecá, L., & Clarke, S. (2021). 用于市民反馈的数字孪生智慧城市。《城市》，*110*，103064。Xu, Z., Chang, D., Sun, M., & Luo, T. (2022). 将深度强化学习嵌入数字孪生框架以实现起重机动态调度。《信息》，*13*，286。Zhao, J., Mao, M., Zhao, X., & Zou, J. (2020). 一种结合深度强化学习与局部搜索的车辆路径问题求解方法。《IEEE智能交通系统汇刊》，*22*，7208–7218。Zou, X., Somenahalli, S., & Scrafton, D. (2020). 城市物流竞争力与空间演变的评估和分析。《国际物流研究与应用杂志》，*23*，493–507。