Contents lists available at ScienceDirect

Engineering

journal homepage: www.elsevier.com/locate/eng

Research
Energy Systems Engineering—Article

面向城镇住宅建筑光伏一体化的GIS开放数据协同仿真平台

Marco Massano [a,*] , Enrico Macii [a] , Andrea Lanzini [b] , Edoardo Patti [c] , Lorenzo Bottaccioli [a,*]

[a] *Interuniversity Department of Regional and Urban Studies and Planning, Politecnico di Torino, Torino 10129, Italy*
[b] *Department of Energy "Galileo Ferraris", Politecnico di Torino, Torino 10129, Italy*
[c] *Department of Control and Computer Engineering, Politecnico di Torino, Torino 10129, Italy*

ARTICLE INFO

Article history:
Received 12 January 2022
Revised 19 June 2022
Accepted 28 June 2022
Available online 27 August 2022

关键词
能源信息学
地理信息系统
负荷估算
开放数据
光伏
住宅
城市规划
协同仿真

摘要

人们对环境问题和可再生能源（RES）增长的认识在不断深入，使得能源生产领域开始转向RES如光伏发电（PV）系统，并朝着分布式发电（DG）的能源生产模式迈进，这种模式要求能源在本地产生、储存和消耗。本研究提出了一种将基于地理信息系统（GIS）的光伏发电潜力评估程序与能源生产和消费概况估算模型相结合的方法。特别地，创建了一种新的基础设施，可在分析家庭用电需求的同时，协同仿真建筑物屋顶的光伏发电集成。本文所提出的模型基于高时空分辨率，并考虑了阴影的影响以及真实天空条件下的太阳辐射估算。该模型结合了多种以高时间分辨率估算能源需求的方法，并考虑了真实人口的现实消费情况。这套方案提出具体建议，以促进对城市能源系统的了解，并在未来智慧城市的背景下整合RES。在意大利都灵市对所提出的方法进行了测试和验证。估算了整个城市居住区（仿真现实人口）消耗的电能，以及在建筑物屋顶安装光伏系统可产生的电能（考虑了两种不同的方案，前者仅适用于住宅建筑物的屋顶，后者适用于所有可用的屋顶）。通过对所得结果进行深入分析，考察了该平台的功能。介绍了生成的电力和能源概况，强调了时空分辨率结果的灵活性。此外，还介绍了其他能源指标，如生产能源中的自我消耗和避免二氧化碳排放。

© 2022 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

1. 引言

欧盟委员会等机构强调，21世纪的主要挑战之一是减少温室气体的排放[1]。许多国家正在投资开发和部署可再生能源（RES）系统，以减少能源生产对化石燃料的依赖。这一目标既意味着RES的装机容量在增加，也意味着我们能在城市中巧妙地利用能源。事实上，RES产量的增加正在改变我们生产和管理能源的方式。绿色能源没有特定的性质，因为它们取决于环境特征，而环境特征通常会随着时间和空间的变化而变化。因此，我们正在从统一的集中式能源生产方式向更加灵活的分布式能源生产方式过渡。成功转向分布式发电（DG）的能源生产模式正变得越来越重要，这需要一个在本地生产、储存和消费能源的生产系统。

这种去中心化的趋势赋予了消费者权力，鼓励他们自己发电，从而减少对电网的能源需求。除了单个家庭自用本地生产的电力外，可再生能源社区（REC）等更先进的概念也得到了发展。REC是一个微型系统，可以自行生

* Corresponding authors.
E-mail addresses: marco.massano@polito.it (M. Massano), lorenzo.bottaccioli@polito.it (L. Bottaccioli).

2095-8099/© 2022 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company. This is an open access article under the CC BY license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).
英文原文：Engineering 2023, 26(7): 198–213
引用本文：Marco Massano, Enrico Macii, Andrea Lanzini, Edoardo Patti, Lorenzo Bottaccioli. A GIS Open-Data Co-Simulation Platform for Photovoltaic Integration in Residential Urban Areas. *Engineering*, https://doi.org/10.1016/j.eng.2022.06.020

产RES或投资生产RES，从而满足自身的能源需求[2]。2018年6月，欧盟就相应的法律框架达成一致，这一框架作为《可再生能源指令》（Renewable Energy Directive，又称RED II）[3]重新修订的一部分，于2018年12月生效。当消费者获得RES的所有权时，他们就可以成为“生产者”（prosumers），生产他们所消费的部分能源[4–5]。消费者对RES拥有（协同）所有权是能源转型取得全面成功的重要基石。能源行业所面临的这些新挑战，需要通过将分散的能源供应商与消费者联系起来，从而优化能源流的解决方案。从REC赖以生存的法律和经济框架，到社区运行和维护的技术和工程架构，构建REC需要许多资源和技术。

分布式发电资源的整合通过改变能源生产时间和生产地点，改变了实际配电网络的平衡。智能电网的新概念促进了能源负荷和能源生产智能管理的新服务。要开发和测试此类新服务，需要大量、广泛的电网状态信息，甚至包括家庭和电器层面的信息。在不久的将来，信息和通信技术（ICT）——尤其是先进计量基础设施（AMI）——将允许对公民与能源消费行为相关的大量信息进行广泛的数据检索和收集[6–7]。然而，尽管AMI在不断增长，但其应用仍然有限。特别是在住宅能源消耗概况方面，仍然缺乏能够收集和交换能源相关数据的分布式传感器。为了克服实际信息缺乏的问题，需要现实的模型来生成现实的仿真合成数据。这项研究面临的挑战是如何仿真一个REC内所有不同实体从发电到消费的情况。

在分布式能源系统仿真和建模工具开发的过程中，地理信息系统（GIS）发挥着至关重要的作用。据美国环境系统研究所（Environmental System Research Institute）称，GIS是“计算机硬件、软件、地理数据和设计人员的高效集合，旨在有效地捕获、存储、更新、操作、分析和显示各种形式的地理参考信息”[8]。GIS为智慧城市能源系统（UES）的仿真和建模提供了地理基础[9]。特别是，GIS提供了有关区域环境的各种信息，如人口分布、建筑物位置和特征、当地能源资源或传感器定位等信息。此外，GIS还可以在一个区域内进行精确仿真，以规划和评估RES和分布式能源的电力生产。最后，GIS还能绘制专题地图，这对规划者和决策者进行展示和具像化结果至关重要。另一个关键的方面在于使用开放式地理空间数据非常重要，这些数据可以被自由下载、可视化和共享。

本文对基于GIS的空间和时空模型，以及用于仿真UES的方法进行了综述，从而证明了仍然缺乏在高时空分辨率下估算光伏发电（PV）潜力和能源需求的方法。本文提出了一种方法，该方法将基于GIS的光伏发电潜力评估程序与高时空分辨率的能源发电和能源消耗概况估算模型相结合。本文所提出的方法是以开源的GIS解决方案为基础，可以从公开可用的数据出发，创建城市发电和耗电模型。此外，还集成了用于仿真现实合成人口的技术，从而生成了额外的开放数据集。创建了一种新的协同仿真基础设施，该基础设施基于一个模块化框架，可对不同的能源情景进行协同仿真。特别是，这项工作通过整合分析家庭用电需求来评估建筑物屋顶的光伏发电情况。本研究在真实城市环境中测试了该方法，并将该方法应用于意大利都灵市。通过提供所需的输入信息，协同仿真基础设施可以很容易地被复制到其他真实环境中，如城镇、农村地区或整个城市。从空间角度来看，所提出的方法可以生成从单个建筑屋顶到整个区域的结果。从时间角度来看，该方法可以再现从10 min到每天或每年的电力和能源情况。该方法所采用的高时空离散度有助于对能源概况和环境指标进行精确估算。

本研究的其余部分安排如下。第2节对用于建模和仿真UES的相关先进解决方案进行了综述。第3节介绍了所提出的方法和协同仿真基础设施的设计。第4节介绍了在实际的城市应用中该方法所获得的实验结果。第5节介绍了所提出的协同仿真基础设施目前存在的局限性以及未来的工作。最后，第6节是结束语。

2. 相关研究

为了明确基于GIS的RES潜力估算和能源需求确定方法，本文进行了全面的文献综述。目前已开发出多种方法来整合城市环境中的光伏系统，这些方法适用于不同的研究区域和时空分辨率。对于所有审查过的解决方案，都特别关注空间和时间分辨率的粒度，以加强那些有利于更高离散化的方法。在修订过程中，特别关注所使用工具和数据源的性质（即专有还是开放）以及方法的技术结构（如使用的主要关键词包括模块化、灵活性和协同仿真）。文献中的解决方案专门用于估算UES的发电量。因此，在引言第2.1节中，分析了确定和整合光伏发电量所需的主要专业知识。本文从国家层面（第2.2节）和城市层面（第2.3节）的解决方案到高分辨率（第2.4节）解决方案介绍了文献中的方法。然后，分析了光伏系统集成中生产端和需求端的解决方案（第2.5节）。最后分析的类别包括作为全方位服务平台开发的解决方案（第2.6节）。最后，在第2.7节中，强调了该领域的主要局限性和差距，并介绍了本研究的科学贡献。表1汇总了文献综述的结果，报道了本文中概述的所有重要特征，强调了每种方法的主要技术特点[10–31]。

表1 基于GIS的城市能源系统的时空方法综述

Refs.	Main context	Min spatial resolution	Multiscale spatial resolution	Shadows	Min temporal resolution	Multiscale temporal resolution	Real-sky	Loads	Synth-pop	Open dataset	Co-sim
This work	—	25 cm	√	√	10 min	√	√	√	√	√	√
Suri et al. [10]	Country scale (Section 2.2)	1 km	√	×	1 month	√	×	×	×	×	×
HOMER [11]		N.A.	√	×	1 month	√	×	√	×	×	×
Lund et al. [12]		N.A.	√	×	1 h	√	×	√	×	×	×
Wiginton et al. [13]	Urban scale (Section 2.3)	20 cm	×	√	1 year	×	×	×	×	√	×
Bergamasco and Asinari [14–15]		N.A.	×	×	1 year	×	×	×	×	√	×
Mainzer et al. [16]		N.A.	N.A.	×	15 min	×	×	×	×	√	×
Assouline et al. [17]		2 m	√	×	1 month	N.A.	×	×	×	√	×
Kodysh et al. [18]	High spatial resolution (Section 2.4)	1 m	√	√	1 year	√	×	×	×	√	×
Hofierka and Kaňuk [19]		1 m	×	√	1 year	√	√	×	×	√	×
Brito et al. [20]		1 m	×	×	1 year	×	×	×	×	√	×
Nguyen and Pearce [21]		55 cm	√	√	3 min	√	×	×	×	√	×
Agugiaro et al. [22]		1 m	×	√	1 year	√	√	×	×	√	×
Bottaccioli et al. [23]		25 cm	√	√	15 min	√	√	×	×	√	×
Litjens et al. [24]	Electricity demand integration (Section 2.5)	50 cm	√	√	1 month	√	×	√	×	×	×
Ramirez Camargo et al. [25]		1 m	√	√	sub-hourly	√	√	√	×	√	×
Groppi et al. [26]		N.A.	N.A.	×	1 year	×	×	√	×	×	×
Luthander et al. [27]		50 cm	×	×	1 year	×	×	√	×	×	×
and Pearce. [28]	Full-service platforms (Section 2.6)	N.A.	√	×	1 year	√	×	√	×	√	×
Berkeley Lab [29]		N.A.	√	×	1 h	√	×	√	×	×	×
Alhamwi et al. [30]		N.A.	√	×	15 min	√	×	√	×	√	×
Fonseca et al. [31]		2 m	√	×	1 h	√	×	√	×	√	×

Min: minimum; Co-sim: co-simulation; Synth-pop: synthetic populations; N.A.: not available; √: presence; ×: lack

2.1. 光伏元素的潜力

要评估屋顶光伏系统的潜力，主要需要确定有效且合适的屋顶面积和照射到表面的实际太阳辐照度。高空间分辨率可以检索屋顶的特性，如高度、坡度（或倾斜度）和面宽（或朝向）。根据这些参数，可以确定屋顶上适合安装光伏系统的部分，但不包括雨棚和烟囱等物体。为此，主要使用两种数据模型：数字正射影像图（DOP）和数字表面模型（DSM）。DOP是经过几何校正（正射）的航空摄影或卫星图像。当与图像分类和物体识别技术相结合时，DOP可用于检索建筑物特征，空间分辨率可达几米。DSM是根据高程数据创建的地形表面数字模型。生成DSM的主要技术是激光探测与测距（LiDAR，即激光扫描）系统和摄影测量点云。DSM表示地球表面，包括地球表面的所有物体（如树木和建筑物）。DSM的空间分辨率非常高，仅为几厘米。因此，DSM主要用于塑造建筑物底面轮廓。DSM还能估计近处和远处物体的阴影效果，而这是DOP难以实现的。Ruiz-Arias等[32]、Haurant等[33]以及Ramirez Camargo和Dorner [34]的研究表明，如果提高卫星图像的分辨率并使用高分辨率DSM考虑阴影问题，就能显著改善太阳能资源的估算结果。

目前已开发出许多工具来计算照射到地表的真实太阳辐照度，如Solar Analyst和r.sun软件。Solar Analyst由专有软件ArcGIS提供[35]，而r.sun则是GRASS-GIS开源平台的一部分[19]。这两种软件都被用于在全球范围内开发大量的太阳辐照度地籍图。通过这些地籍图，可以根据地理参数（即经度和纬度）计算理论太阳辐射势。这种理论计算相当于晴空条件下的太阳辐射。真实天空条件下的太阳辐射量计算结合了真实气象数据，考虑了云层和真实天气条件。

2.2. 国家层面

已发表的国家层面的研究报道的空间分辨率从几公里到十几米不等。Suri等[10]率先在这方面使用了GIS，他们将r.sun与566个地面气象站的测量数据相结合，在欧洲生成了空间分辨率为1 km的年度和月度太阳辐射图数据库。由此产生的光伏潜力数据库可通过PV-GIS平台获取[36]。PVWatts [37]、i-Guess [38]、HOMER [11]和Energy-

Plan [12]是用于区域能源规划的网络应用程序，可利用典型气象年（TMY）估算每年、每月和每小时的光伏发电量。这些程序提供了全年太阳辐射和光伏发电潜力图，并通过评估基于生命周期成本的不同配置来支持微电网系统的设计。这些解决方案的主要局限在于空间（1 km）和时间（1个月）分辨率较低，无法精确计算光伏发电量。此外，这些解决方案都没有考虑真实天空条件。最后，这些太阳辐射图大多是专有的，用户最终只能通过使用建议的网络解决方案进行计算。

2.3. 城市层面

在城市层面上，空间分辨率可以降至1 m以下。解决方法之一是将高分辨率DOP与图像分类和物体识别方法相结合。Wiginton等[13]在分辨率为20 cm的DOP上使用了建筑底面轮廓矢量数据和特征分析提取软件，以确定适合在加拿大安大略省东南部部署光伏发电的潜在屋顶区域。通过考虑遮阳和朝向等因素，缩小了这些区域的面积。将每个受分析城市的年累计平均太阳辐射量作为驱动因素，计算了不同技术的光伏发电量。Bergamasco和Asinari [14–15]采用类似方法计算了意大利西北部都灵市的光伏发电部署潜力。他们利用建筑物底面轮廓、高分辨率DOP和图像识别算法，确定了合适的屋顶区域。他们使用的是PV-GIS提供的1 km分辨率的太阳辐射数据，而不是整个城市的平均太阳辐射数据。与参考文献[13]一样，他们最终累加城市规模的光伏发电潜力结果。Mainzer等[16]使用OpenStreetMap软件检索了相关区域内所有建筑物的大小和位置。接着，他们应用一系列图像处理算法检索屋顶脊线，并推断出部分屋顶区域的朝向。一些解决方案使用高分辨率DOP和机器学习技术来检索合适的区域或确定太阳辐照度。Assouline等[17,39]和Miyazaki等[40–41]开发了一种机器学习技术，用于从高分辨率卫星图像中推断天气变量和估计屋顶特征。他们结合使用了支持向量机和GIS来估算城市地区屋顶太阳能光伏发电的潜力。这些解决方案的主要局限在于训练模型所需的数据集，其中包括大量气象数据。

2.4. 高空间分辨率

Kodysh等[18]利用LiDAR在美国田纳西州诺克斯县生成了分辨率为1 m的DSM。他们使用该DSM作为ArcGIS太阳能分析器的输入值，并计算了太阳辐射的月平均日数，从而建立了年太阳辐射总量的地籍图。Hofierka和Kaňuk [19]将DSM与带有高度信息的建筑物底面轮廓矢量数据相结合，为斯洛伐克共和国的巴尔德约夫小城生成了分辨率为1 m的DSM。他们使用r.sun和PV-GIS数据计算了案例研究区域的真实天空太阳辐射和光伏发电潜力。研究人员进行了粗略计算，估计光伏发电可满足该城市2/3的电力需求。Brito等[20]结合LiDAR数据和摄影测量方法，为葡萄牙奥埃拉斯市Carnaxide部分地区生成了分辨率为1 m的DSM。他们利用ArcGIS Solar Analyst进行晴空太阳辐射计算，并利用PV-GIS数据近似真实天空条件。Nguyen和Pearce [21]使用加拿大安大略省金斯顿市中心部分地区的LiDAR数据生成了分辨率为55 cm的DSM。他们使用r.horizon加快了太阳辐射计算速度，并评估了由DSM分辨率、阴影存在与否以及估算的时间粒度引起的结果差异。Agugiaro等[22]研究了太阳辐射潜力，并创建了一个WebGIS平台，用于评估意大利特兰托市的光伏发电潜力。他们使用由LiDAR导出的分辨率为1 m的DSM以及当地图像和先进的自动图像匹配方法生成了分辨率为50 cm的DSM。他们计算了晴空的日太阳辐射总量，并借助安装在相关区域的一栋建筑物上的日射强度计所获得的7年测量数据，将数值调整为真实天空条件。在之前的研究[23]中，使用了高分辨率的DSM（25 cm）来识别和排除屋顶上的遮挡物，如烟囱和雨棚。此外，参考文献[23]考虑了真实的天空条件，使用真实的气象数据来计算屋顶倾斜表面上的入射太阳辐射，并估算了光伏性能和发电量。

2.5. 整合能源需求

文献中分析的解决方案未能估算能源需求。事实上，在设计先进的电力基础设施时，需要适当考虑能源的产生和消耗。Litjens等[24]和Ramirez Camargo等[25]设计了一个时空框架来评估光伏能源可满足的电力需求。在需求方面，他们结合使用了家庭统计数据、历史住宅需求的时间序列以及住宅并网发电的年用电量。Groppi等[26]提出了一个模型，分析了安装光伏和光热系统后的能源需求变化。他们对建筑物建造年限进行分析，利用计算结果评估了每种消费类型的平均消耗量。Luthander等[27]提出了一个解决方案，重点是确定住宅光伏系统的自消耗量如何通过使用共享或单独的电网连接而发生变化。他们使用了21栋独立单户住宅一年内的消耗数据，时间分辨率为10 min。所有分析方法都在时空框架内考虑了城市环境，同时考虑了能源的产生和消耗。然而，文献中的大多数解决方案都依赖于电网运营商提供的数据、标准负荷曲线或某类用户的模型。这些方案都没有包含房屋居民活动和行为的现实模型，也没有涉及对异质家庭分布的准确估计。

2.6. 全方位服务平台

最后，微电网优化和RES系统仿真使用了多种解决方案，既有专有的，也有开源的。Girardin等[28]开发了EnerGIS平台，用于评估城市地区的综合能源转换系统。他们用模型计算了一个地理区域的热量和电力需求，评估了建筑物供热和制冷负荷随室外温度的变化。DerCAM[29]是一个技术经济优化模型，可以提供一些结果。例如，可为特定建筑物提供成本最低的分布式发电技术配置。Robinson等[42]开发的SUNtool是一个规划平台，考虑了不确定情况下的能源供应、需求和用户行为。用户可以在全球范围内选择感兴趣的区域，软件会检索气候数据以及特定数据集。数据集包含建筑物的详细属性信息，这些信息与建筑物的年限、使用类型和居住率相关。Alhamwi等[30,43]提出了一个基于GIS的开源平台，名为FlexiGIS，用于优化UES。FlexiGIS采用系统化方法，自下而上地仿真城市电力供需情况，直至建筑单元层面。City Energy Analyst [31]是一款开源软件，用于分析街区和地区范围内的建筑能源系统。该软件以较低的离散化（2 m）再现了屋顶上每小时的光伏发电曲线，而没有考虑阴影和遮挡。该模型（生成能源需求曲线）采用了一种混合方法，将本地建筑原型的数据作为动态建筑能源模型的输入值。这些分析解决方案旨在将微电网作为一个整体进行再现，从而对能源系统所涉及的许多方面进行总体概述。这种概括性可能会导致分辨率和特定功能表现不佳。上述解决方案均没有考虑阴影或真实天空因素。

2.7. 科学贡献

RES潜力的时空建模领域仅处于早期发展阶段，重点要么放在大空间覆盖范围（如整个国家）的模型上，要么放在小区域（如建筑物或社区）的研究上。这些发展还不足以支持市政当局的分布式发电系统规划过程，因此有必要开展进一步的研究。时空离散度较低的模型通常可用于大面积区域，但在处理UES时只能用于优化。特别是，在高时空框架下对城市范围内的屋顶光伏发电潜力和电力需求进行建模时，仍然缺乏可靠的方法。文献中存在的主要差距可归纳如下：

- 使用专有数据源；
- 使用较低的时空分辨率（仅关注能源系统的一个方面）；
- 在太阳辐射分析中没有考虑真实天空条件和阴影效应；
- 需要大量数据来训练模型；
- 处理标准的非现实模型和负荷曲线。

本文介绍了一种新颖的方法，以弥补之前在该领域所做贡献的不足。本文提出的方法将可靠的基于GIS的光伏发电潜力评估程序与估算发电量和消费量曲线的模型相结合。如表1所示，该模型依赖于较高的时空分辨率（分别为25 cm和10 min），并在估算太阳辐射时考虑了阴影效应和真实天空条件。为此，用真实天气数据（考虑云层和真实天气条件）来计算屋顶倾斜表面上的入射太阳辐射，并估算光伏性能和发电量。本文创建了一种基础设施，该基础设施可对屋顶光伏发电量和家庭用电需求进行协同仿真。所提出的解决方案整合了在GIS环境中不同城市几何特征的开放数据和模型（如人口普查数据和真实天气参数）。该基础设施涉及房屋居民活动和行为的现实模型，并能准确估计异质性家庭的分布情况。该基础设施与UES设计方法相结合，以高时间分辨率估算能源需求，并考虑具有真实消费特征的现实人口。有了这样一个功能强大的协同仿真环境，就可以进行各种不同的仿真。终端用户可以根据空间分辨率（从单个家庭到整个城市）和时间分辨率（从几分钟到几天或几个月）来定义所需的协同仿真粒度。通过这种方法，可以提出具体建议，以促进对未来智慧城市中UES和RES整合的了解和理解[44–45]。此外，该基础设施还能进一步考虑RES中心的设计和维护（例如，对分散存储系统方案进行定量分析，考虑加强配电网络）。

3. 所推荐的平台

本节将介绍一种时空建模方法，以弥补第2节中所述的不足，促进RES的生产规划。本节提出了一种基于GIS的分布式软件基础设施，可以协同仿真相关区域的电力需求和供应。该方法可根据周边区域、RES的实际可用性以及现有的环境和景观限制，确定用于RES开发的合适区域（如工业建筑和住宅建筑的屋顶）。

该基础设施是按照面向服务的设计模式开发的，可分布在不同的计算机系统[即服务器和（或）云系统]中[46]。在这种方法中，每项服务都是高度分离的并专注于执行单一任务。在设计模块化和灵活的解决方案时，这是一个最重要的特征，以便在单一解决方案中对不同的能源流进行建模和协同仿真[47]。

这项工作结合并扩展了本文研究团队之前的两项工作中所开发的方法[23,48]，提供了

- 灵活、适应性强的空间离散度，可从单栋建筑扩展到整个城市；
- 灵活、可调的时间离散度，可仿真从10 min到一整年的时间步长；

• 先进的协同仿真环境，将生产仿真和消费仿真相结合；

• 通过整合其他已开发的仿真工具（将在接下来的章节中介绍），提高方法的可靠性。

图1所示的模式突出了所提出方法的主要功能层。该平台的架构首先是再现相关区域内的城市能源基础设施（数据源层）。在这一层，原始城市输入信息被导入（如DSM、地籍图、使用时间和人口普查数据）。在服务层，首先对输入数据源进行处理和过滤，以创建地理参照数据集；然后仿真和验证电力需求和供应的空间和时间分布。在应用层，几何聚集体和主要输出结果由终端用户定义。该平台的灵活性使终端用户可以获得不同地理分辨率和不同时间离散度的结果。本节其余部分将详细介绍每一层。

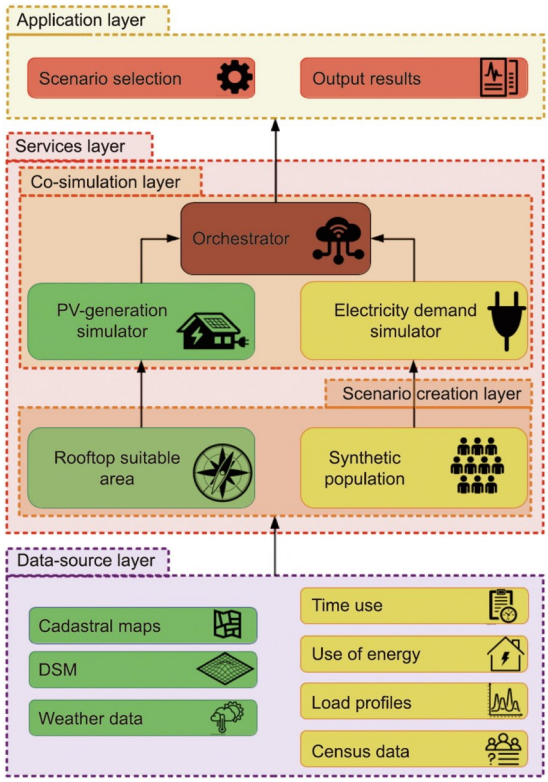

图1. 所提出的协同仿真平台模式。

3.1. 数据源层

数据源层（图1中的底层）将所有必要的输入数据集导入基础设施，以仿真光伏发电和住宅负荷消耗。基础设施的一个关键要素是尽可能使用开源数据。

地籍图包含有关土地面积的信息（如边界、所有权、占用）。该地籍图由一组形状文件组成，覆盖整个城市范围。形状文件是一种特殊形式的矢量数据，由带有几何特征（如点、线或多边形）的地理参照层组成。每个多边形都提供其相对属性（如预期用途和表面积）以及其顶点在所采用参考系中的笛卡尔坐标。

高分辨率（小于1 m）的DSM使以下方面成为可能：①确定屋顶的确切坡度；②更好地识别屋顶上无法安装光伏板的障碍物，如烟囱和雨棚；③更好地仿真影响光伏发电的阴影。因此，DSM分辨率越高，能源生产估算的准确性就越高。

本文所提出的方法所需的真实气象数据是太阳辐射和气温，用于能源生产估算（即光伏系统的太阳辐射）和计算能源消耗（即根据自然光计算的家庭照明）。根据参考文献[49]的建议，排除了具有以下特征的太阳辐射样本：①地平高度低于7°；②晴空指数低于0或高于1。还根据参考文献[49]的建议，剔除了全球水平辐射测量值高于晴空条件下水平辐射测量值的样本。

时间使用（TUS）调查以10 min为间隔，提供了不同年龄和性别居民的活动和行为统计信息；此外，这些信息还可按工作日或周末进行分组[50–51]。TUS数据可用于建立用户活动模型，该模型可仿真单个家庭成员的活动和行为，从而仿真各自的家庭用电量（见第3.2.2节）。

能源使用调查提供了能源消耗概况[52]，并根据家庭规模提供了不同电器的统计学分布情况。特别是，该调查提供了按工作日和周末进行分组的电器使用百分比。本文利用电器分布和使用情况的统计数据，建立一个虚拟且真实的仿真人口（见第3.2.1节）。该调查将一组一致的电器与它们在每个虚拟家庭中的使用百分比联系在一起。

本文的方法利用了真实电器的负荷曲线，通过以1 Hz的分辨率对不同电器进行收集采样来绘制这些曲线。采样负荷趋势的使用使得整个多尺度模型非常灵活，可以轻松纳入更多具有不同特征（如负载大小、型号、品牌和生产年份）的电器。例如，两个相似的虚拟家庭可以拥有一组具有不同特征的相似电器，从而产生不同的负荷曲线。在这种情况下，两个家庭的总负荷消耗就会不同。

人口普查数据通常能够提供有关家庭和人口的统计数据。在本研究中，利用人口普查数据中的信息生成了一个由异质且统计一致的家庭组成的合成人口数量（见第3.2.1节）。

3.2. 服务层

服务层（图1中的中间层）由两个子层组成：①场景创建层；②协同仿真层。服务层通过整合数据源层提供的输入数据，将其关联起来并创建一个地理参照数据集（场景创建层），然后用于为整个基础设施所需的所有仿真模块提供数据（协同仿真层）。在本节中，将详细分析这些子层的结构。

3.2.1. 场景创建层

场景创建层创造了场景地理参照数据集。为了生成仿真器所需的数据结构，需要执行两个主要功能：①定义合适的屋顶区域，要让光伏发电仿真器对光伏系统进行高空间分辨率评估，这是必需的；②生成合成人口，这是电力需求仿真器再现真实可靠的建筑负荷曲线所必需的。

要以较高的时空分辨率计算屋顶光伏系统的潜力，首先要确定可以安装光伏发电站的区域。因此，必须利用数据源层提供的高分辨率DSM和地籍图，将雨棚和烟囱等物体排除在分析范围之外。如前所述，本文整合并扩展了之前的工作[23]，以估算屋顶的适用面积。屋顶的表面积根据倾斜度和朝向进行分类[53]，这是影响光伏系统发电量的两个主要建筑因素。在本文中，用朝向（γ, 135°~235°；朝向东南和西南之间）和斜度（θ, 10°~45°）来确定代表倾斜屋顶的区域。不过，终端用户可以给出γ和θ输入的新范围，以选择所需的合适表面。

从最终的地籍图中剔除面积太小而无法安装光伏系统的区域（即可部署光伏系统的面积小于一公里的区域）。为了选择只属于建筑物屋顶的区域，根据地籍图中的建筑物形状对生成的地图进行裁剪。终端用户可以定义所需的仿真约束条件。此外，还可以选择考虑安装光伏设备的建筑物类型（如住宅、工业建筑和办公楼）。最后，考虑建筑物的预期用途，在计算中排除了不适合假定安装光伏系统的建筑物，并排除了历史建筑物。

合成人口是实际人口的简化微观代表。合成人口与实际人口的综合统计量相匹配，因此合成人口是实际人口的真实写照。住户和个人都是从随机样本中选取的，其相关属性（如年龄、性别和工作）的联合分布与人口普查数据中的已知总体分布相匹配。合成人口模块的核心是执行PopulationSim [54]，该工具是开源协作框架ActivitySim [55]的一部分。通过向电力需求仿真器输入现实人口，合成人口模块成为参考文献[48]的扩展（见第3.2.2节）。

PopulationSim接收三项主要输入，终端用户可通过逗号分隔值（CSV）文件对其进行定义：

（1）种子表：这些表格由两个列表组成，这两个列表分别代表每个选定的种子地理区域（即终端用户选择的地理离散度）的家庭和个人。这些表格由人口普查数据生成，描述了人口随机样本的构成，并为每个实体指定了所需的属性数。这项工作中使用的属性符合电力需求仿真器所需的用户类别（如兼职工作男性、全职工作女性和儿童）。

（2）边际表：该表格参考了边际分布。该表格源自人口普查数据，描述了目标地域的构成。该表格被分为若干子区域（如普查区、行政区），并提供了每个子区域的家庭和人员的详细构成情况。

（3）控制变量：这是一个逻辑图，描述了所有相关属性以及从各种种子表中确定的各种属性值的相关路径。

合成人口的主要输出是一个JSON文件，其中描述了每个家庭的居民构成，并为每个虚拟人（具有相应的相关属性）分配了一个地理区域内的虚拟房屋。

3.2.2. 协同仿真层

协同仿真层提供不同的仿真模块，并定义了一个通用结构，使不同软件组件之间能够同步和通信。协同仿真层的每个模型都由不同的软件模块组成。值得注意的是，本文设计的解决方案可以与第三方软件组件进行进一步结合。每个模块最终都可以被第三方软件调用，以获取信息和仿真结果。

光伏发电仿真器可估算屋顶适当区域的光伏发电量。本文沿用并扩展了之前工作中提出的PV-Sim方法[23]。光伏发电仿真器以高时空分辨率计算场景创建层中确定的每个合适区域的太阳辐照度。按照这种方法，计算了晴空和真实天空下每小时的太阳辐射。为计算晴空太阳辐射，光伏发电仿真器会生成一组时间步长为10 min的太阳直射和漫射辐射图。为了计算真实天空的太阳辐射，仿真器考虑了来自第三方服务（如Weather Underground [56]）的真实气象数据，仿真了建筑物倾斜表面上的入射辐射。仿真模块所需的输入值为：①屋顶合适区域模块获取的适宜面积；②真实天空条件下室外气温和太阳辐照度的气象数据。然后，光伏发电仿真器根据分析的几何形状估算光伏发电量。为了计算输出功率，使用真实气象数据来估算空气和光伏电池的温度。此外，还将商用光伏组件的特性作为默认值（即效率和温度系数）。不过，在进行仿真之前，终端用户可以根据感兴趣的光伏系统的特性更改这些参数。仿真器的最终输出是GeoJSON，为每栋建筑提供了可部署光伏系统的规模信息，以及所要求仿真期间的相关发电曲线（时间步长为10 min）。

电力需求仿真器仿真了家庭用电负荷曲线。该仿真器以本文研究团队之前的工作Home-Sim为中心[48]，是一个自下而上的多尺度模型，仿真不同时空分辨率的能源消耗趋势。Home-Sim利用蒙特卡洛非齐次半马尔科夫模型（Monte Carlo non-homogeneous semi-Markov model），该模型同时考虑了一天中某个时间段执行某个操作的概率和操作本身的持续时间，并提供了房屋居民活动和行为的现实模型，准确估算了异质家庭的电器分布情况。模型仿真的准确性取决于描述所分析区域人口的数据集的详细程

度。为此，本文没有像以前的工作那样使用原始人口普查数据[48]，而是将合成人口纳入场景创建层的合成人口模块中，从而提供了一个真实、有地理参照、详细的家庭和人员分布情况。仿真模块所需的输入为：①由合成人口模块生成的合成人口；②TUS调查[57]，包括12类不同用户的信息（如兼职男性、全职女性和儿童）；③能源使用情况调查[52]，提供按家庭规模划分的电器分布情况和家庭中家用电器使用情况的统计数据；④以1 Hz频率进行采样的真实电器负载曲线[58]。一旦住宅居民被归入特定类别，每项活动都会与一个或多个电器相关联，而这些电器是按照随机方法进行建模的。平台利用这些信息生成GeoJSON，提供工作日或周末的真实住宅负荷曲线（时间步长为10 min），并进行多级汇总。

协调器同步并协调不同的仿真器，并在相同的GIS环境中对仿真器的输入和输出结果进行地理参照。图2报道了协调器的工作流程。协同仿真平台使用同一环境中的仿真器对所定义的场景进行协同仿真。因此，参与仿真场景的所有仿真器都依据自身的事件循环来运行各自的进程。如图2所示，第一项任务是按照应用层场景选择模块中定义的地理学上的离散度和连接，对所有数据结构进行地理空间分类。每个输入数据都与所选的参考几何体中的其他数据相连。协调器从数据源层接收原始数据作为输入，并按地理位置将它们连接起来，以创建地理参考地图（见图2中的“选定图形区域”和“住宅楼”）。对于每个选定区域，协调器都会关联多个建筑物，并为每个建筑物关联一组模型（见图2中的“屋顶合适区域”和“合成人口”）。每个地理点都有计算发电量和电力需求所需的特定属性。因此，建筑光伏发电与相关家庭和住户的电力需求直接相关。所有模型都在相应的仿真器上运行（见图2中的“光伏发电”和“电力需求”）。这样，在每个时间步长中，协调器要求每个仿真器循环运行其独立计算，生成与其模型相关的功率值。在同一时间步长内，协调器根据所选的地理离散点（如城市区域、市镇）对单个输出进行空间汇总，从而获得一组数值，该数值不涉及特定模块结果（如单个家庭消费、单个光伏系统生产），而是根据所选地理离散点进行汇总（见图2中的“空间组合”）。在整个联合仿真过程结束时，最终输出是一组可对应于能源或电力指标的汇总值（见图2中的“结果与指标”）。

3.3. 应用层

应用层是本文所提出的基础设施的上层（图1）。该应用层专门针对终端用户的应用，可以提供详细程度不同的仿真信息。通过场景选择模块，终端用户可以定义不同的要求，以仿真所需的场景，具体方法如下：①地理区域，提供有效的形状文件并将该文件连接到OpenStreetMap环境；②与所提供的数据源相关的空间和时间分辨率（分别从单个家庭到整个城市，从几分钟到几天或几个月）；③不同模块的技术规范。

输出结果模块由主要结果值和指标组成。在每个时间步长上，协同仿真平台的主要输出结果是：①电力需求（P_{load}）；②光伏发电量（P_{prod}）；③直接自耗电量（P_{self}）；④非消耗注入功率（P_{inject}）。P_{self}是所选区域可直接消耗的P_{prod}份额，也是P_{load}的结果。P_{inject}是克服P_{load}的P_{prod}份额，因此，可将P_{inject}注入配电网或适当的储能系统。算法1概述了计算这些值背后的逻辑。

必须要强调的是，在每个时间步长上进行所述程序以

Algorithm 1. The logic behind the calculation of such values.

if	$P_{prod} < P_{load}$:
	$P_{self} = P_{prod}$
	$P_{inject} = 0$
else	$P_{prod} \geq P_{load}$:
	$P_{self} = P_{load}$
	$P_{inject} = P_{prod} - P_{load}$

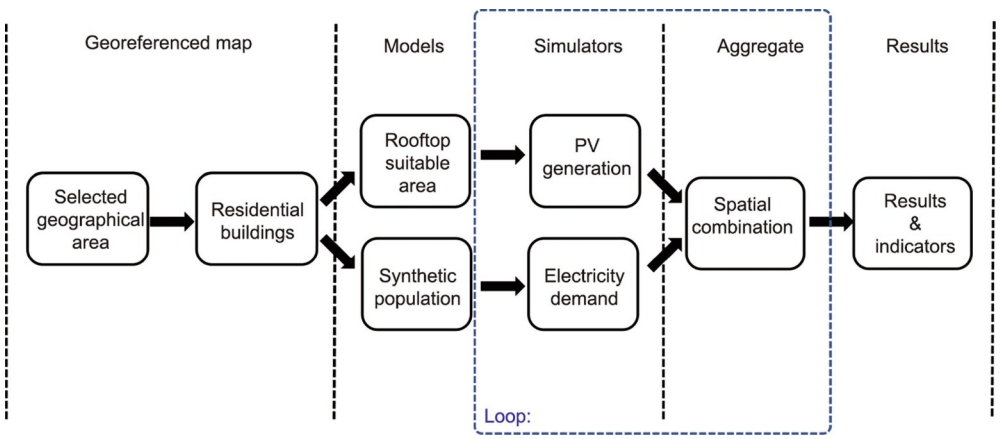

图2. 协调器工作流程。

同时确定P_{self}和P_{inject}。这一特殊条件使得仿真实际的自用电量成为可能，从而再现了RES发电设备的真实表现，即每一瞬间都“明白”自己是否可以消耗自己生产的电能，或者是否需要从配电网获取电能。

在整个协同仿真结束时，主要汇总值为：①吸收的能量（E_{load}）；②光伏发电产生的能量（E_{prod}）；③自我消耗的能量（E_{self}）；④被注入的能量（E_{inject}）。通过前两个指标，可以从光伏发电潜力和RES潜力的角度来描述特定地理区域的特征。关于后两个值，与之前一样，需要强调的是，它们并不是最终能量的简单整体减法，而是在每个时间步长上按瞬时功率之差计算的。这些数值很好地代表了同一选定地理区域内产生的能量交换。因此，该平台生成的这些结果有助于进一步考虑REC的设计和维护（如储能系统的尺寸和位置、配电网络的加强）。

为了更好地理解所获得的结果，对两个与时间有关的光伏集成指标进行了评估：自消耗率（SCR）和自给率（SSR）[59–60]。SCR用于量化每年生产的光伏总能量中自我消耗的电力份额。SSR用于量化光伏发电在电力消耗中所占的比例。附录A第S1部分提供了这些指标更详尽的定义。

最后一个指标涉及如何避免CO_2排放。住宅区能源消耗占原始能源消耗量的27% [61]，同时产生大量CO_2气体。2018年欧洲议会确认，“现有建筑的CO_2排放量约占欧盟所有CO_2排放量的36%”[62]。附录A第S1部分给出了该指标更详尽的定义。

3.4. 可复制性

本文中介绍的新方法可用于评估建筑物屋顶的光伏发电集成以及分析家庭的电力需求。在本研究中，作者团队在城市背景下测试了该方法，但该方法也可被用于许多其他能源系统。通过提供所需的输入信息，协同仿真过程可以被很容易地复制到其他现实环境中，如城市地区、农村地区或整个城市。数据源层（见第3.1节）详细描述了目标场景仿真平台所需的所有输入数据。这些数据大部分都是开源的，在多个地点都很容易获取。在欧洲，欧盟统计局提供了许多所需的调查数据[63]。仿真过程最终输出的分辨率与初始输入数据源的分辨率密切相关。

4. 实验结果

为了测试和验证所提出的软件基础设施的仿真效果，本文选择了都灵市作为案例研究对象。都灵市位于意大利西北部皮埃蒙特。都灵市占地约130 km^2，人口超过875 000 [64]。附录A第S2部分详细介绍了该地点的地理位置和采用的数据集。仿真所选的最小区域与意大利国家统计局（Italian National Institute of Statistics, ISTAT）定义的人口普查区域相一致[64]。对都灵市3710个普查区中的每个普查区，都采用第3节中描述的整个协同仿真程序进行仿真。对能源结果和指标进行深入分析，根据评估的几何形状强调其主要的优势和劣势。如第3节所述，对于平台的需求方，计算仅适用于住宅建筑。在生产方面，对两种不同的情景进行了区分：①情景RES仅考虑利用住宅屋顶的可用表面所能生产的能源；②情景TOT考虑了利用所有可用的屋顶表面所能生产的能源，如历史建筑、教堂或钟楼。情景TOT被认为该普查区所有屋顶产生的能源可直接被其住宅建筑消耗。这种简化使作者团队能够评估REC如何共享其能源生产，尽管他们意识到还需要考虑许多其他参数（如配电网络、储能系统）来描述有效结果。

鉴于对相同地理区域的工作进行比较是相对公平的，因此将该平台生产方面的结果与Bergamasco和Asinari [15]所获得的结果进行了比较（他们的工作可以用作比较的标杆）。他们的方法也适用于都灵市，该方法计算了通过部署广泛的屋顶光伏系统可能产生的能量。与本文工作相比，他们只仿真了光伏发电，并没有对实际人口或有效电力消耗进行评估。如第2节所述，他们利用图像识别算法从高分辨率DOP中检索建筑物屋顶形状。在太阳辐射方面，他们仅考虑晴空条件下使用分辨率为1 km的PV-GIS生成年辐照度值[10]。与他们的方法相比，如第3节所述，本文在计算太阳辐射量时采用了更高的时空分辨率（10 min和25 cm），并同时考虑了晴空和真实天空条件。本文将他们的结果作为本文方法生产方面的基准；获得的改进将在第4.1节中讨论。

本节的其余部分介绍了实验结果，强调了平台的灵活性。首先是在地区层面（第4.1节），以便更好地了解地理分布和依赖关系。第一项分析强调了该平台具有全年协同仿真过程的能力。然后，第4.2节讨论了人口普查区层面的实验结果，以强调平台的地方性能。第二项分析强调了协同仿真过程在日常仿真中的能力。

4.1. 地区层面的能量表现

表2（RES情景）和表3（TOT情景）详细报道了地区层面的主要结果。在这些表格中，汇总了都灵市各区的技术信息数据、能源综合结果和能源指标。在这两个情景中，除了各区的结果外，最后在总结行还报道了整个城市的综合值。两个表格都显示，都灵市整个城市的居民用电

量（按约86万居民计算）约为592 GW·h·a^{-1}。如第3节所述，该数值是根据现实人口计算得出的，与现有的人口普查数据一致，并仿真了现实的家用电器负荷曲线。

表2介绍了RES情景，并指出估计的总发电量约为353 GW·h·a^{-1}。在这一情景下的可用屋顶总面积为1.9 km^2。表3介绍了TOT情景，并指出估计的总发电量约为685 GW·h·a^{-1}，屋顶可用面积为3.7 km^2。这一面积还包括非住宅区的屋顶，如学校、商店和工厂的屋顶。

将这些整体结果与Bergamasco和Asinari [14–15]所得出的结果进行比较，并找出了两种方法之间的不同之处和相似之处。在区域定义和发电两个方面进行比较。在区域定义方面，对这两种方法都进行了比较。Bergamasco和Asinari计算出整个都灵市的43 500栋住宅楼共有1.7 km^{2}的面积适合安装光伏设备。在RES情景下，本文的结果与之非常相似，确定了整个都灵市约有45 000栋建筑和1.9 km^{2}的可用面积。在发电方面，可以肯定的是，本文的仿真增加了对太阳辐射和真实天气数据的时间依赖性的考虑。除此之外，还对有效光伏发电潜力进行了比较。Bergamasco和Asinari仅报道了整个城市层面的最终结果，并指出根据光伏电池板类型的不同，可产生电量600~800 GW·h·a^{-1}。在此比较了TOT情景下的生产结果，大约为592 GW·h·a^{-1}。

另一个有趣的结果涉及避免CO_2排放的指标。如附录A第S1部分所述，该指标与光伏发电产生的能量（E_{prod}）成正比，并不考虑所产生能源的直接使用。这一假设的简化前提是，光伏系统生产的所有能源都并非由传统的污染化石燃料系统所生产。在此前提下，可以观察到CO_2的最大排放量是由能源生产的最大值决定的。也就是说，在RES情景下，Centro区的排放量为14 Mt·a^{-1}，而在TOT情景下，Mirafiori Sud区的排放量为45 Mt·a^{-1}。

表2 情景RES的汇总表

District name	S (km^2)	Pop	Build	S_{avail} (km^2)	E_{load} (GW·h·a^{-1})	E_{prod} (GW·h·a^{-1})	E_{self} (GW·h·a^{-1})	E_{inject} (GW·h·a^{-1})	SCR (%)	SSR (%)	CO_2^{avoid} (Mt·a^{-1})
Aurora Porta Palazzo	2.74	37 342	1 381	0.08	26.47	15.25	7.74	7.51	50.77	29.26	7.37
Barca	4.43	10 891	1 835	0.06	6.62	11.08	2.70	8.38	24.4	40.84	5.35
Barriera di Milano	2.83	47 124	2 462	0.09	32.38	16.32	9.06	7.26	55.5	27.97	7.88
Borgata Vittoria	3.83	39 268	2 012	0.08	26.42	14.43	7.50	6.93	51.96	28.39	6.97
Borgo Po e Cavoretto	13.61	18 730	4 371	0.11	13.8	20.70	5.45	15.22	26.5	39.75	10.0
Cenisia	2.34	38 408	2 031	0.08	28.63	14.98	8.64	6.34	57.66	30.17	7.24
Centro	3.76	36 518	1 724	0.16	29.34	29.59	10.30	19.29	34.81	35.12	14.29
Crocetta	2.78	33 564	1 690	0.10	26.62	18.02	8.58	9.45	47.59	32.22	8.70
Falchera	12.88	11 302	798	0.04	6.37	7.26	2.26	5.00	31.17	35.53	3.51
Lingotto Filadelfia	3.60	48 560	1 178	0.07	31.23	12.48	7.87	4.61	63.09	25.21	6.03
Madonna del Pilone	15.50	14 001	3 614	0.09	10.37	16.32	4.06	12.25	24.90	39.18	7.88
Madonna di Campagna	5.28	40 984	2 294	0.08	27.55	15.52	8.12	7.40	52.30	29.47	7.50
Mirafiori Nord	3.79	43 262	1 300	0.05	25.89	9.51	5.40	4.12	56.71	20.85	4.60
Mirafiori Sud	11.35	34 197	1 733	0.08	20.42	14.27	6.02	8.26	42.15	29.46	6.89
Nizza Millefonti	3.51	27 990	979	0.04	17.99	7.10	4.88	2.22	68.73	25.69	3.43
Parella	4.91	46 282	2 873	0.09	33.51	16.57	9.08	7.49	54.78	27.08	8.00
Pozzo Strada	4.23	56 618	2 653	0.08	39.12	15.45	9.77	5.67	63.27	24.98	7.46
Rebaudengo	1.61	14 730	578	0.02	9.15	3.37	2.26	1.11	67.02	24.66	1.63
Regio Parco	2.43	16 778	557	0.03	10.88	5.97	2.93	3.03	49.17	26.96	2.88
San Donato	2.71	47 440	2 090	0.11	34.91	20.42	10.75	9.67	52.66	30.81	9.86
San Paolo	2.21	34 585	1 619	0.05	23.75	9.83	5.76	4.07	58.59	24.25	4.75
San Salvario	2.34	35 351	1 290	0.07	27.0	13.34	7.74	5.61	57.99	28.67	6.45
Santa Rita	3.57	55 903	1 769	0.10	36.76	17.86	10.59	7.27	59.32	28.82	8.63
Vallette Lucento	7.49	40 262	1 523	0.07	23.76	13.29	7.15	6.14	53.78	30.08	6.42
Vanchiglia	3.44	30 095	1 287	0.08	22.21	14.44	7.14	7.30	49.43	32.14	6.98
Turin RES	127.18	860 185	45 641	1.90	592.14	353.38	171.78	181.59	50.17	29.90	170.68

S: area extension; Pop: population; S_{avail}: suitable roof area; CO_2^{avoid}: avoided CO_2 emissions.

表3 情景TOT的汇总表

District name	S (km^2)	Pop	Build	S_{avail} (km^2)	E_{load} (GW·h·a^{-1})	E_{prod} (GW·h·a^{-1})	E_{self} (GW·h·a^{-1})	E_{inject} (GW·h·a^{-1})	SCR (%)	SSR (%)	CO_2^{avoid} (Mt·a^{-1})
Aurora Porta Palazzo	2.74	37 342	1 959	0.14	26.47	26.34	8.71	17.63	33.07	32.91	12.72
Barca	4.43	10 891	2 360	0.11	6.62	20.25	2.82	17.42	13.95	42.68	9.78
Barriera di Milano	2.83	47 124	2 992	0.12	32.38	22.70	9.73	12.97	42.85	30.04	10.96
Borgata Vittoria	3.83	39 268	2 802	0.13	26.42	23.81	8.11	15.70	34.07	30.71	11.50
Borgo Po e Cavoretto	13.61	18 730	4 774	0.15	13.80	27.13	5.69	21.45	20.96	41.21	13.11
Cenisia	2.34	38 408	2 467	0.11	28.63	21.07	9.05	12.01	42.98	31.62	10.18
Centro	3.76	36 518	2 267	0.24	29.34	43.98	10.93	33.05	24.85	37.25	21.24
Crocetta	2.78	33 564	2 065	0.14	26.62	25.48	8.91	16.57	34.95	33.46	12.31
Falchera	12.88	11 302	1 512	0.45	6.37	82.63	2.47	80.16	2.99	38.81	39.91
Lingotto Filadelfia	3.60	48 560	1 620	0.11	31.23	19.74	8.57	11.17	43.43	27.45	9.54
Madonna del Pilone	15.50	14 001	3 965	0.11	10.37	20.62	4.19	16.43	20.32	40.42	9.96
Madonna di Campagna	5.28	40 984	3 133	0.15	27.55	28.37	9.14	19.23	32.23	33.18	13.70
Mirafiori Nord	3.79	43 262	1 686	0.10	25.89	17.93	6.06	11.86	33.82	23.42	8.66
Mirafiori Sud	11.35	34 197	2 641	0.51	20.42	93.40	6.78	86.62	7.26	33.21	45.11
Nizza Millefonti	3.51	27 990	1 454	0.07	18.99	12.90	5.42	7.48	42.01	28.54	6.23
Parella	4.91	46 282	3 524	0.16	33.51	30.25	10.03	20.22	33.15	29.92	14.61
Pozzo Strada	4.23	56 618	3 346	0.12	39.12	23.09	10.95	12.14	47.43	27.99	11.15
Rebaudengo	1.61	14 730	758	0.03	9.15	5.22	2.46	2.75	47.22	26.93	2.52
Regio Parco	2.43	16 778	833	0.06	10.88	11.88	3.21	8.67	27.0	29.47	5.74
San Donato	2.71	47 440	2 583	0.14	34.91	25.94	11.33	14.61	43.67	32.45	12.53
San Paolo	2.21	34 585	1 988	0.07	23.75	13.58	6.26	7.32	46.10	26.36	6.56
San Salvario	2.34	35 351	1 685	0.10	27.00	17.94	8.34	9.60	46.50	30.90	8.67
Santa Rita	3.57	55 903	2 224	0.14	36.76	25.38	11.32	14.07	44.58	30.78	12.26
Vallette Lucento	7.49	40 262	2 108	0.13	23.76	23.37	7.79	15.58	33.34	32.79	11.29
Vanchiglia	3.44	30 095	1 715	0.12	22.21	22.76	7.54	15.22	33.13	33.95	10.99
Turin TOT	127.18	860 185	58 461	3.72	592.14	685.76	185.82	499.94	33.27	32.26	331.22

图3以全面的柱状图概括了都灵市各区能源生产和能源需求的分布情况。该图描述了能源消耗和生产情况，强调了RES和TOT之间的差异。该图清楚地表明，在某些地区（如Mirafiori Sud和Falchera），RES和TOT之间的差异巨大。这是因为这些地区有大型工厂，如果此地安装了光伏设备，就会生产大量电能。还可以看到，在某些地区，仅住宅楼（RES情景下）产生的电能就足以满足整个地区的E_{load}。特别是5个区（即Barca、Borgo Po e Cavoretto、Centro、Falchera和Madonna del Pilone），仅在RES情景下生产的电能就可能超过其消耗的电能。与此相反，6个地区（即Aurora Porta Palazzo、Madonna di Campagna、Mirafiori Sud、Regio Parco、Vallette Lucento和Vanchiglia）只在TOT情景下才能满足电力消耗问题。最后，在15个地区（即Barriera di Milano、Borgata Vittoria、Cenisia、Crocetta、Lingotto Filadelfia、Mirafiori Nord、Nizza Millefonti、Parella、Pozzo Strada、Rebaudengo、San Donato、San Paolo、San Salvario、Santa Rita和Vallette Lucento），即使使用全部可用屋顶面积，光伏系统也无法满足其总耗电量。

对SCR和SSR的空间依赖性进行了精确分析，结果见附录A第S3部分。

4.2. 普查区层级的能源表现

本节讨论了三个重要普查区的实验结果，强调了该平台拥有高时空分辨率。对于每个普查区，都分别列出了冬季和夏季两个参考日的月能量和日功率曲线。

第一个被分析的普查区属于Parella区，选择该普查区是因为它是一个典型的住宅与非住宅建筑相混合的区域，该区域还包括办公楼、学校和商业建筑[图4（a）]。如表4所示，该普查区有587人居住在28栋住宅楼中，耗电量约为273 MW·h·a^{-1}。可以看出，在RES情景下，所生产的电力无法满足居民的能源负荷。如果改用TOT情景

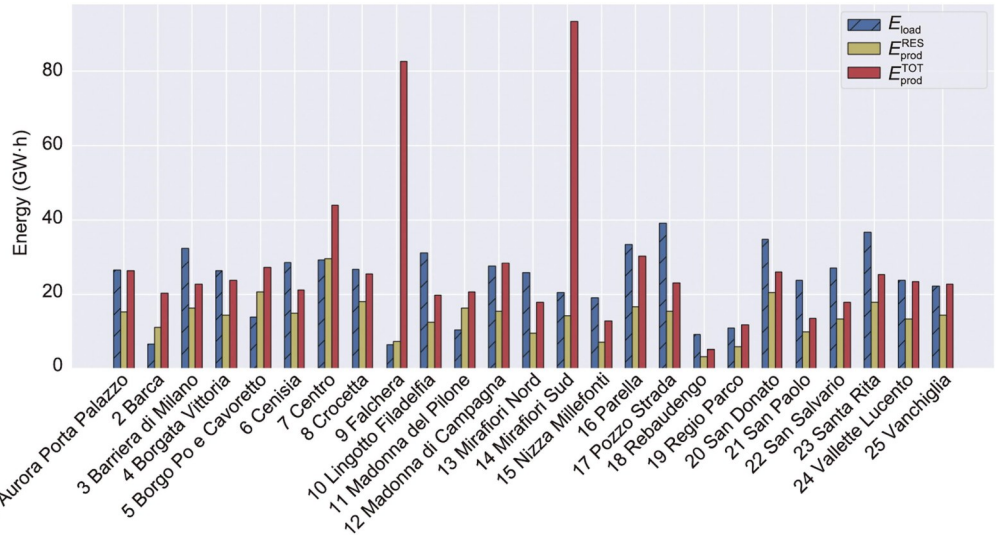

图3. 各地区整体能源：年消耗能源（E_{load}）（Mt·a^{-1}）、RES情景下的年发电量（E_{prod}^{RES}）GW·h·a^{-1}），以及TOT情景下的年发电量（E_{prod}^{TOT}）（GW·h·a^{-1}）。

（即同时考虑非住宅建筑），光伏发电量将比消耗的电量多出约50 MW·h。该普查区的SCR相当高，从TOT情景中的32.8%变化为RES情景中的65.3%。此外，SSR也略高于平均值，从情景RES中的32.7%变化为情景TOT中的40.7%。减排量有限，最多为160 t·a^{-1}。

图4（b）更全面地显示了一年中的能源流动情况。可以看出，即使全年生产的能源总量足以满足能源需求，这种情况也只发生在3月至9月期间。在冬季，即使在TOT情景下也无法满足住宅的全部能源需求。这个问题在图4的下半部分可以明显看出来。图4显示了冬季典型时期每日能源流动和夏季典型时期每日能源流动。很明显，光伏发电只有在白天才有可能克服能源负荷。例如，在日照时间较长的夏季，光伏系统无法在夜间直接满足能源负荷的供应。

第二个被分析的普查区属于Madonna del Pilone区[图5（a）]，选择该区作为普查区是因为它代表了住宅建筑能源生产最大的地区。表5显示了该普查区有381人居住在151栋住宅楼中，耗电量约为282 MW·h·a^{-1}。在这里，住宅建筑的发电量比能源需求高出257 MW·h。如果将非住宅建筑也考虑在内，则超出的电量将增加到489 MW·h。该普查区的SCR值相对较低，从RES情景下的22.2%到TOT情景下的16.2%。相比之下，其SSR要高得多，从RES情景下的42.6%到TOT情景下的44.3%。具有这些特征（相对较低的SCR和较高的SSR）的普查区是安装光伏发电的理想地点，光伏发电将覆盖几乎一半的能源负荷；此外，白天会有很多时段出现光伏发电过剩的情况。在这种情况下减排量比之前分析的Parella普查区要高，至少达到260 t·a^{-1}。

图5（b）更全面地展示了一年中的能源流动情况。在这种情况下，月平均产能并不总能满足能源需求。不过，从2月到11月，RES情景下和TOT情景下生产的能源都能满足住宅能源负荷。此外，值得注意的是，该普查区一年中生产的能源剩余量远大于之前分析的Parella普查区。

图5的下半部分显示了上述考虑因素，即光伏发电只能在一定范围内的白天满足完整的电力负荷供应。在冬季

表4 Parella普查区汇总表——情景RES和情景TOT

Scenario	S (m^2)	Pop	Build	S_{avail} (m^2)	E_{load} (MW·h·a^{-1})	E_{prod} (MW·h·a^{-1})	E_{self} (MW·h·a^{-1})	E_{inject} (MW·h·a^{-1})	SCR (%)	SSR (%)	CO_2^{avoid} (t·a^{-1})
RES	108 032.8	587	28	727.3	272.8	136.7	89.3	47.4	65.3	32.7	66.0
TOT	108 032.8	587	41	1 775.1	272.8	338.1	110.9	227.2	32.8	40.7	163.3

表5 Madonna del Pilone普查区汇总表——景RES和情景TOT

Scenario	S (m^2)	Pop	Build	S_{avail} (m^2)	E_{load} (MW·h·a^{-1})	E_{prod} (MW·h·a^{-1})	E_{self} (MW·h·a^{-1})	E_{inject} (MW·h·a^{-1})	SCR (%)	SSR (%)	CO_2^{avoid} (t·a^{-1})
RES	697 381.6	381	151	3 151.0	281.6	539.9	120.0	419.9	22.2	42.6	260.8
TOT	697 381.6	381	169	4 436.8	281.6	771.0	124.8	646.2	16.2	44.3	372.4

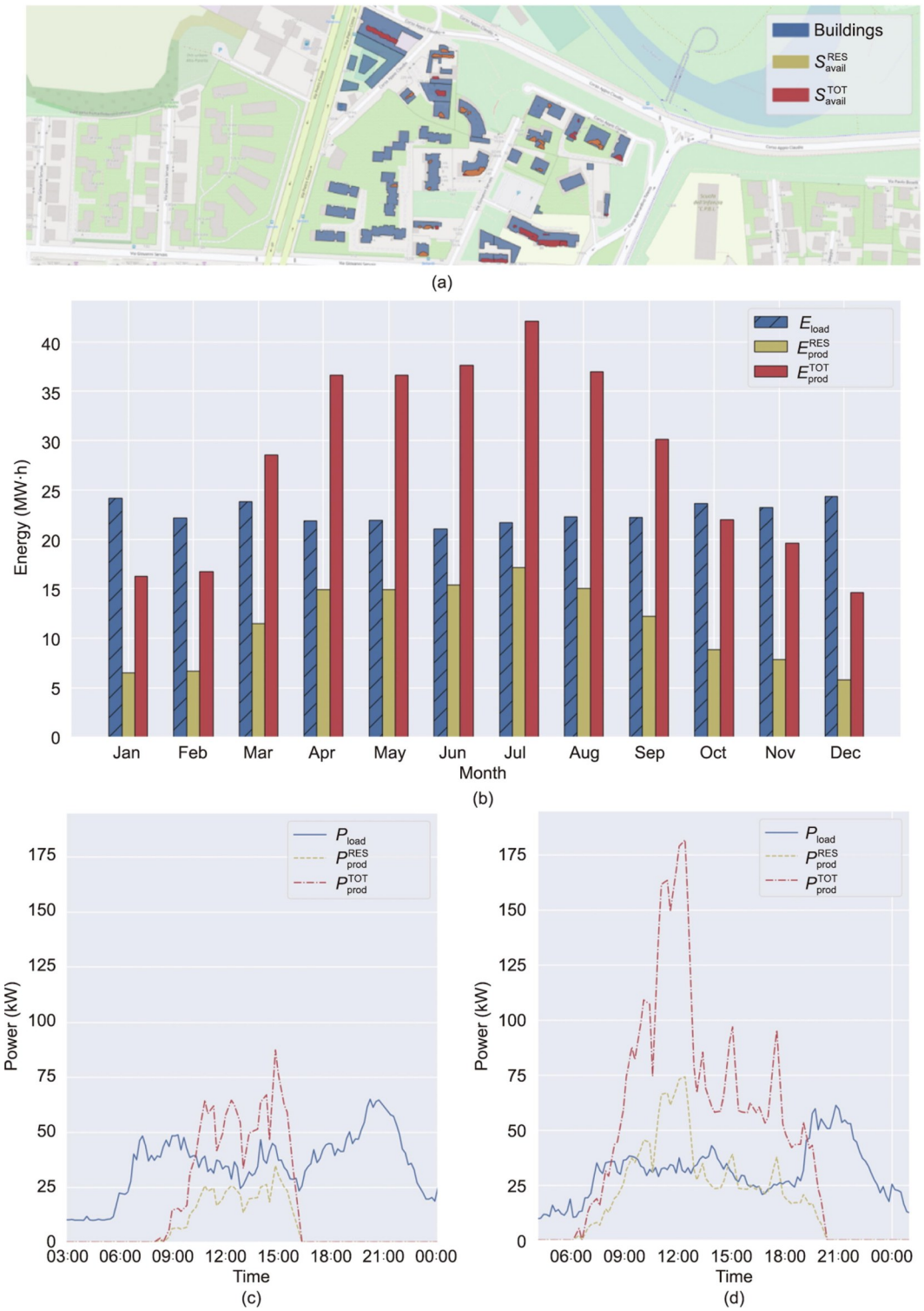

图 4. Parella 普查区的汇总结果。（a）情景 RES（S^{RES}_{avail}）和情景 TOT（S^{TOT}_{avail}）中可用建筑物和屋顶表面的地理参照图；（b）月耗能直方图（E_{load}）、RES 情景下的月产能（E^{RES}_{prod}）直方图和 TOT 情景下的月产能（E^{TOT}_{prod}）直方图；（c）、（d）冬季（c）和夏季（d）参考日的日消耗功率（P_{load}）、RES 情景下的日生产功率（P^{RES}_{prod}）和 TOT 情景下的日生产功率（P^{TOT}_{prod}）。

[图 5（c）]，白天时间较短，能源负荷的时间变化往往与屋顶光伏发电量不一致。在夏季[图 5（d）]，日照时间较长，因此光伏发电开始得较早，结束得较晚（而且功率更大）。因此，光伏系统可以更频繁地满足全部电力负荷供应。

最后分析的普查区属于 Falchera 区[图 6（a）]。如前所述，Falchera 区是都灵市的两个工业区之一。因此，所分析的普查区代表了工业建筑能源生产最大化的区域。表

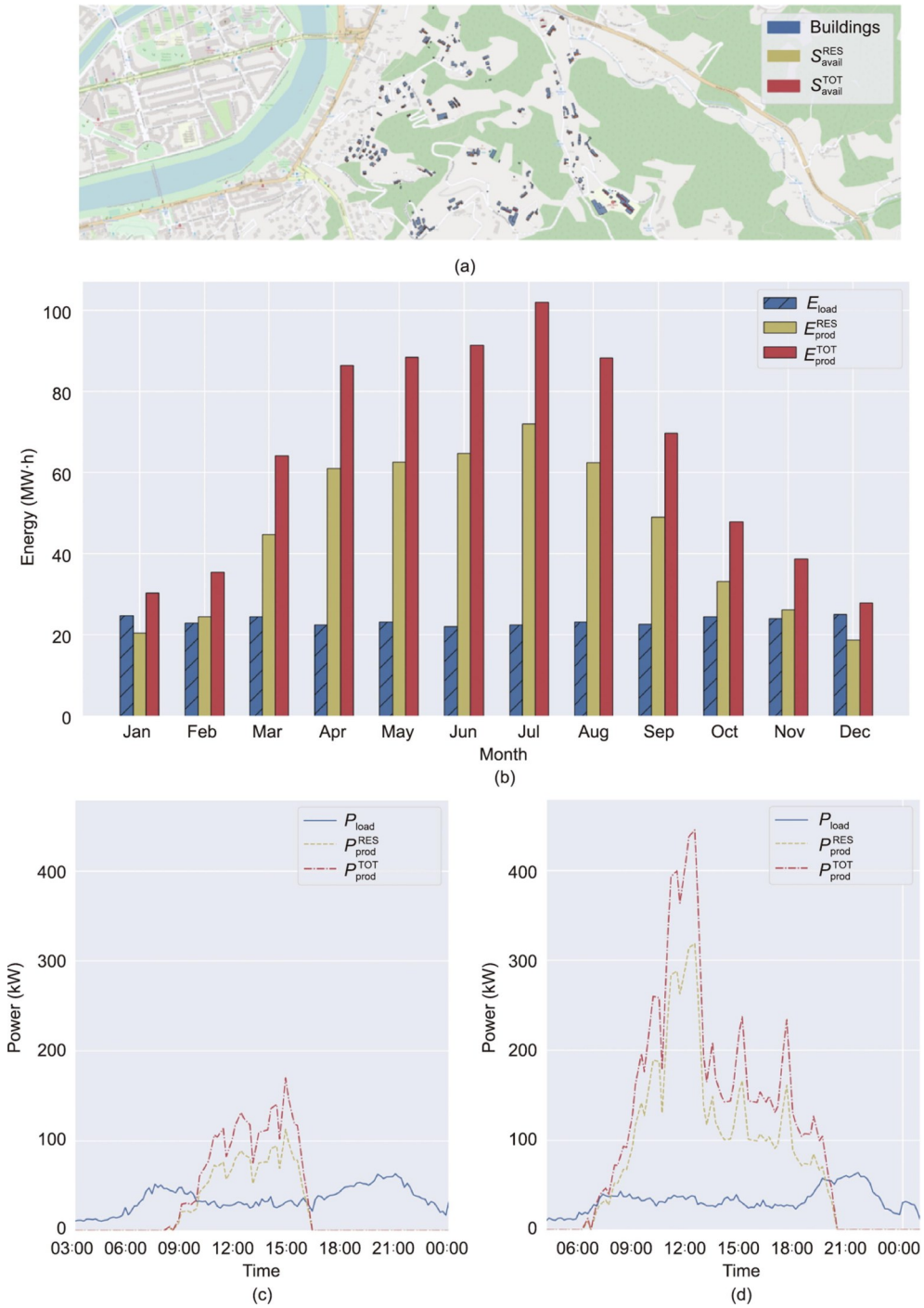

图 5. Madonna del Pilone普查区的汇总结果。（a）情景RES（S^{RES}_{avail}）和情景TOT（S^{TOT}_{avail}）中可用建筑物和屋顶表面的地理参照图；（b）月耗能（E_{load}）的直方图、RES情景下月产能（E^{RES}_{prod}）和TOT情景下月产能（E^{TOT}_{prod}）直方图；（c）、（d）冬季（c）和夏季（d）参考日的日消耗功率（P_{load}）、RES情景下的日产功率（P^{RES}_{prod}）和TOT情景下的日产功率（P^{TOT}_{prod}）。

6和图6（c）显示，该普查区完全没有居民，也没有居民能源负荷，因此RES情景下的能源生产等于零。相反，TOT情景下的发电量似乎非常高，超过62 GW·h·a^{-1}。由于该普查区没有E_{self}，因此SCR和SSR都等于零。在TOT情景下CO_2的排放量可大幅减少，超过30 000 t·a^{-1}。图6（c）和（d）仅显示了TOT情景下的发电量，强调了光伏发电的季节性。

5. 局限性和未来的工作

本文介绍了一种新方法来弥补现有文献中解决方案的不足，如第2节所述。正如第3.1中指出的那样，所需的

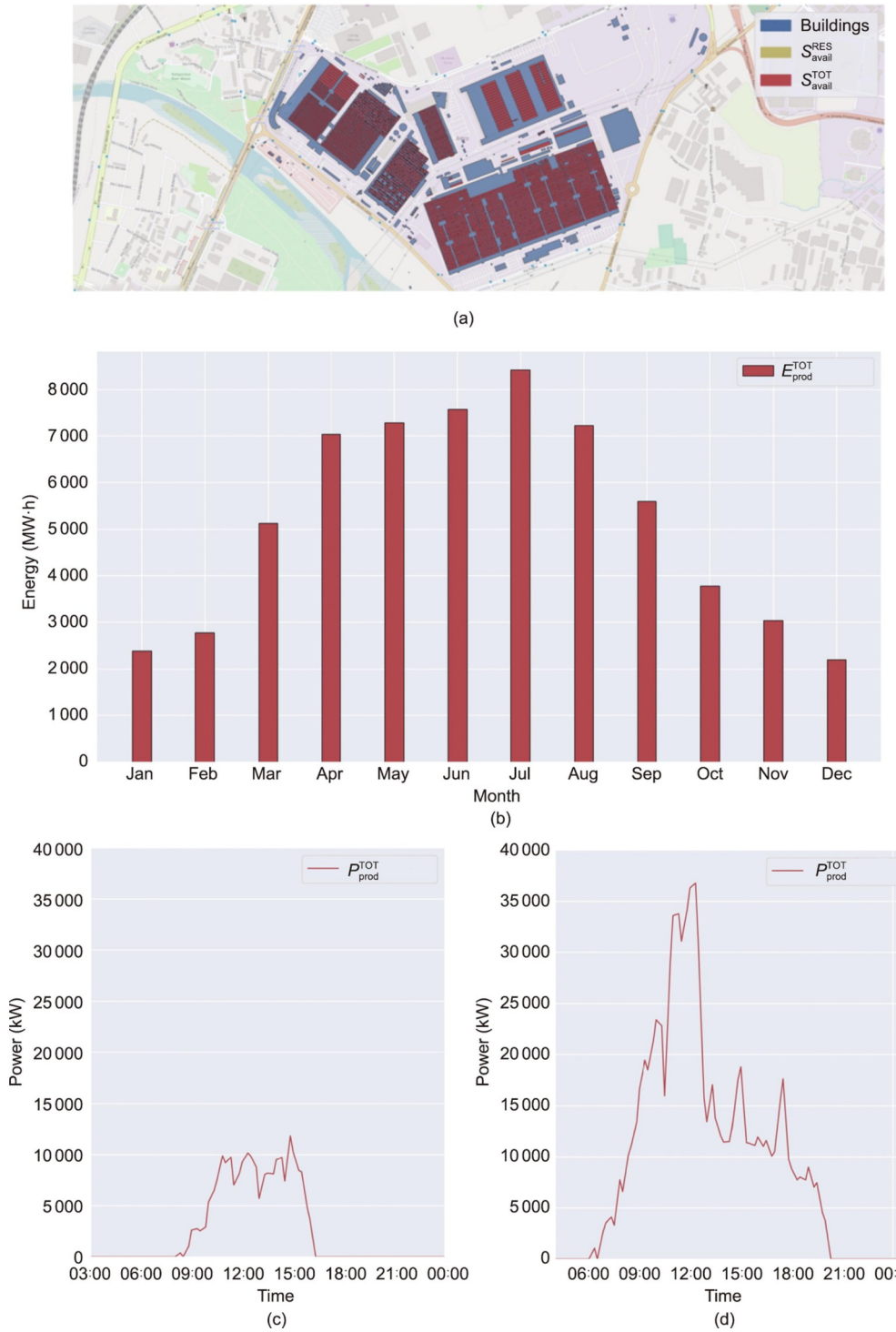

图 6. Falchera 普查区的汇总结果。（a）RES 情景下（S^{RES}_{avail}）和 TOT 情景下（S^{TOT}_{avail}）可用建筑物和屋顶表面的地理参照图；（b）月耗能（E_{load}）的直方图、RES 情景下月产能（E^{RES}_{prod}）的直方图和 TOT 情景下月产能（E^{TOT}_{prod}）的直方图；（c）、（d）冬季（c）和夏季（d）参考日的日消耗功率（P_{load}）、RES 情景下的日生产功率（E^{RES}_{prod}），以及 TOT 情景下的日生产功率（P^{TOT}_{prod}）。

表 6 Falchera 普查区汇总表——情景 RES 和情景 TOT

Scenario	S (m^2)	Pop	Build	S_{avail} (m^2)	E_{load} ($MW\cdot h\cdot a^{-1}$)	E_{prod} ($MW\cdot h\cdot a^{-1}$)	E_{self} ($MW\cdot h\cdot a^{-1}$)	E_{inject} ($MW\cdot h\cdot a^{-1}$)	SCR (%)	SSR (%)	CO_2^{avoid} ($t\cdot a^{-1}$)
RES	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TOT	1 772 344.9	0	128	348 028.9	0	62 473.2	0	62 473.2	0	0	30 174.6

数据是开源的，在许多地方都很容易获取。然而，本文提出的模型依赖于较高的时空分辨率（即分别为25 cm和10 min），这使其能够识别真实天空条件下的屋顶遮挡物（如烟囱和雨棚）和阴影，从而准确估算太阳辐射。分辨率较低的DSM无法正确识别这些遮挡物，这将影响可用屋顶表面的识别和阴影演变的计算。DSM由市政厅提供，能高度准确地报道屋顶形状，突出显示烟囱和雨棚等遮挡物。这种数据源的制作成本很高，因此获取难度较高。不过，欧洲许多市政当局和市政厅都在制作主要地区和城市的DSM。其中一些使用LiDAR技术制作，另一些使用其他图像重建技术进行制作。

该平台的结果可以突出设计和维护REC所需的要素，并提供不同程度的细节（在时间和空间方面）。所获得的结果可以确定能源系统中涉及的精确的能源流，突出显示电力过剩或不足的时段和地点。这些结果为在未来智慧城市中对RES的整合和柔性技术奠定了基础。因此，这些结果有助于分析如何加强现有配电网络，将现有电网进化为智能电网模型[44–45]。未来的工作将包括仿真和分析配电网的GIS软件组件。要实现这一点，必须同时掌握配电网的拓扑和地形数据，而这一点很难实现。为了解决这一问题，可使用参考文献[65–67]中提出的软件来生成合成、真实和地理参照的配电网络。

此外，考虑传统的化学储存系统或更先进的技术（如电动汽车）[68]、需求端管理或需求响应策略，本文所呈现的结果有助于设计和确定储存系统的尺寸。提出协同仿真平台的目的并不局限于单纯的光伏安装可行性计算；相反，本文进行了广泛的分析，其结果可用于促进新的能源决策战略。

6. 结论

本文提出了一种基于GIS的分布式软件基础设施，该基础设施可以协同仿真相关区域的电力需求和能源供应。该方法可根据周边区域、RES的实际可用性以及现有的环境和景观限制，确定开发RES的合适区域（如工业住区和住宅建筑的屋顶）。本文创建了一个新的基础设施，可以对屋顶的光伏发电和家庭用电需求进行协同仿真。本文提出的方法将可靠的基于GIS的光伏潜力评估程序与用于估算发电和用电概况的模型相结合。本文的模型依赖于较高的时空分辨率，并在估算太阳辐射时考虑了阴影效应和真实天空条件。真实天气数据（考虑云层和真实天气条件）用于计算屋顶倾斜表面上的入射太阳辐射，并估算了光伏性能和发电量。该基础设施涉及房屋居民活动和行为的真实模型，并能准确估算异质家庭的分布情况。该模型整合了各种方法，以高时间分辨率估算了用电需求，并考虑具有真实消费特征的现实人口。所提出的解决方案在GIS环境中整合了具有不同城市几何特征的开源数据和模型（如人口普查数据和真实天气参数）。

使用该软件基础设施可以使各种用户和应用受益。通过安装新的光伏系统，市民个人可以评估所实现的经济和环境价值，考虑自给自足的可能性，或在社区内共享所有权以形成REC。能源聚合商可以利用本文的研究成果来确定和规划光伏屋顶的新容量，这具有很高的生产力。配电系统运营商可以利用本文提出的解决方案进行网络平衡，并规划现有配电网如何改造和（或）扩展。最后，能源和城市规划者可以评估在城市区域安装大型光伏系统的影响。所有这些考虑因素都是可行的，这要归功于该平台的高度灵活性，使得研究不同时空分辨率的不同方案成为可能。高度时空离散性的数据源让终端用户能够对运营和长期规划活动进行仿真。

本研究将该方法应用于意大利都灵市，在实际城市环境中对该方法进行了测试。在整个城市中，仿真了住宅家用负荷量和屋顶光伏发电量。根据现有的人口普查数据，计算了现实人口的用电量，并仿真了家用电器的现实负荷曲线。计算得出的整个城市的总用电量约为592 $GW\cdot h\cdot a^{-1}$。生产端按照情景RES和情景TOT进行划分。情景RES只考虑在住宅建筑上安装光伏设备，而情景TOT不仅考虑在住宅建筑上安装光伏设备也考虑在非住宅建筑上安装光伏设备。情景RES下总的屋顶可用面积为1.9 km^2，预计生产的能源总量约为353 $GW\cdot h\cdot a^{-1}$。相比之下，情景TOT下总的屋顶可用面积为3.7 km^2，预计生产的能源总量约为685 $GW\cdot h\cdot a^{-1}$。

Compliance with ethics guidelines

Marco Massano, Enrico Macii, Andrea Lanzini, Edoardo Patti, and Lorenzo Bottaccioli declare that they have no conflict of interest or financial conflicts to disclose.

Appendix A. Supplementary data

Supplementary data to this article can be found online at https://doi.org/10.1016/j.eng.2022.06.020.

References

[1] Commission E. The European Green Deal. Brussels: European Commission; 2019 Dec 12.

[2] Dóci G, Vasileiadou E, Petersen AC. Exploring the transition potential of renewable energy communities. Futures 2015;66:85–95.

[3] The European Parliament and the Council of the European Union. Directive (EU) 2018/2001 of the European Parliament and of the Council of 11 December 2018 on the promotion of the use of energy from renewable sources. Off J Eur Union 2018;L328:82–209.

[4] Caramizaru A, Uihlein A. Energy communities: an overview of energy and social innovation. JRC Science for Police Report. Luxembourg: Publications Office of the European Union; 2020.

[5] Lowitzsch J. Investing in a renewable future-renewable energy communities, consumer (co-)ownership and energy sharing in the clean energy package. Eur Energy Clim J 2020;9(2–3):45–70.

[6] Rose A, Vadari S, Wigle L. How the internet of things will enable vast new levels of efficiency. In: 2014 ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings; 2014 Aug 17–23; Pacific Grove, CA, USA. Washington, DC: Office of Energy Efficiency & Renewable Energy; 2014. p. 295–307.

[7] Bottaccioli L, Patti E, Macii E, Acquaviva A. Distributed infrastructure for multi-energy-systems modelling and co-simulation in urban districts. In: Proceedings of the 7th International Conference on Smart Cities and Green ICT Systems (SMARTGREENS 2018); 2018 Mar 16 – 18; Funchal, Portugal. Setúbal: Science and Technology Publications, Lda; 2018. p. 262–9.

[8] Connolly T, College B. Understanding GIS—the ARC/INFO method [Internet]. Redlands: Environmental System Research Institute; 1992 [cited 2022 Jan 12]. Available from: http://www.ciesin.org/docs/005-331/005-331.html.

[9] Resch B, Sagl G, Törnros T, Bachmaier A, Eggers JB, Herkel S, et al. GIS-based planning and modeling for renewable energy: challenges and future research avenues. ISPRS Int J Geo-inf 2014;3(2):662–92.

[10] Suri M, Huld T, Cebecauer TÁ, Dunlop ED. Geographic aspects of photovoltaics in Europe: contribution of the PVGIS website. IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens 2008;1(1):34–41.

[11] HOMER [Internet]. Golden: National Renewable Energy Laboratory (NREL); 2009 [cited 2021 Mar 12]. Available from: https://www.nrel.gov/homer.

[12] Lund H, Thellufsen JZ, Ostergaard PA, Sorknaes P, Skov IR, Mathiesen BV. EnergyPLAN–Advanced analysis of smart energy systems. Smart Energy 2021; 1:100007.

[13] Wiginton LK, Nguyen HT, Pearce JM. Quantifying rooftop solar photovoltaic potential for regional renewable energy policy. Comput Environ Urban Syst 2010;34(4):345–57.

[14] Bergamasco L, Asinari P. Scalable methodology for the photovoltaic solar energy potential assessment based on available roof surface area: application to Piedmont Region (Italy). Sol Energy 2011;85(5):1041–55.

[15] Bergamasco L, Asinari P. Scalable methodology for the photovoltaic solar energy potential assessment based on available roof surface area: further improvements by ortho-image analysis and application to Turin (Italy). Sol Energy 2011;85(11):2741–56.

[16] Mainzer K, Killinger S, McKenna R, Fichtner W. Assessment of rooftop photovoltaic potentials at the urban level using publicly available geodata and image recognition techniques. Sol Energy 2017;155:561–73.

[17] Assouline D, Mohajeri N, Scartezzini JL. Quantifying rooftop photovoltaic solar energy potential: a machine learning approach. Sol Energy 2017; 141: 278–96.

[18] Kodysh JB, Omitaomu OA, Bhaduri BL, Neish BS. Methodology for estimating solar potential on multiple building rooftops for photovoltaic systems. Sustain Cities Soc 2013;8:31–41.

[19] Hofierka J, Kan ˇ uk J. Assessment of photovoltaic potential in urban areas using open-source solar radiation tools. Renew Energy 2009;34(10):2206–14.

[20] Brito MC, Gomes N, Santos T, Tenedório JA. Photovoltaic potential in a Lisbon suburb using LiDAR data. Sol Energy 2012;86(1):283–8.

[21] Nguyen HT, Pearce JM. Incorporating shading losses in solar photovoltaic potential assessment at the municipal scale. Sol Energy 2012;86(5):1245–60.

[22] Agugiaro G, Nex F, Remondino F, De Filippi R, Droghetti S, Furlanello C. Solar radiation estimation on building roofs and web-based solar cadastre. In: Proceeding of the ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences; 2012 Aug 25–Sep 1; Melbourne, VIC, Australia; 2012. p. 177–82.

[23] Bottaccioli L, Patti E, Macii E, Acquaviva A. GIS-based software infrastructure to model PV generation in fine-grained spatio-temporal domain. IEEE Syst J 2018;12(3):2832–41.

[24] Litjens GBMA, Kausika BB, Worrell E, van Sark WGJHM. A spatio-temporal city-scale assessment of residential photovoltaic power integration scenarios. Sol Energy 2018;174:1185–97.

[25] Ramirez Camargo L, Zink R, Dorner W, Stoeglehner G. Spatio-temporal modeling of roof-top photovoltaic panels for improved technical potential assessment and electricity peak load offsetting at the municipal scale. Comput Environ Urban Syst 2015;52:58–69.

[26] Groppi D, de Santoli L, Cumo F, Astiaso GD. A GIS-based model to assess buildings energy consumption and usable solar energy potential in urban areas. Sustain Cities Soc 2018;40:546–58.

[27] Luthander R, Lingfors D, Munkhammar J, Widén J. Self-consumption enhancement of residential photovoltaics with battery storage and electric vehicles in communities. In: Proceedings of the ECEEE Summer Study on Energy Efficiency: First Fuel Now; 2015 Jun 1–6; Hyères, France. Stockholm: European Council for an Energy Efficient Economy (eceee); 2015. p. 991–1002.

[28] Girardin L, Marechal F, Dubuis M, Calame-Darbellay N, Favrat D. EnerGis: a geographical information based system for the evaluation of integrated energy conversion systems in urban areas. Energy 2010;35(2):830–40.

[29] LabBerkeley. Microgrids at Berkeley Lab [Internet]. Berkeley: Department of Energy National Laboratory Managed by the University of California; 2000 [cited 2022 Jan 12]. Available from: https://gridintegration.lbl.gov/der-cam.

[30] Alhamwi A, Medjroubi W, Vogt T, Agert C. Development of a GIS-based platform for the allocation and optimisation of distributed storage in urban energy systems. Appl Energy 2019;251:113360.

[31] Fonseca JA, Nguyen TA, Schlueter A, Marechal F. City Energy Analyst (CEA): integrated framework for analysis and optimization of building energy systems in neighborhoods and city districts. Energy Build 2016;113:202–26.

[32] Ruiz-Arias JA, Cebecauer T, Tovar-Pescador J, Šúri M. Spatial disaggregation of satellite-derived irradiance using a high-resolution digital elevation model. Sol Energy 2010;84(9):1644–57.

[33] Haurant P, Muselli M, Pillot B, Oberti P. Disaggregation of satellite derived irradiance maps: evaluation of the process and application to Corsica. Sol Energy 2012;86(11):3168–82.

[34] Ramirez Camargo L, Dorner W. Integrating satellite imagery-derived data and GIS-based solar radiation algorithms to map solar radiation in high temporal and spatial resolutions for the province of Salta, Argentina. In: Proceedings of Earth Resources and Environmental Remote Sensing/GIS Applications VII, 100050E; 2016 Oct 18; Edinburgh, UK. Washington, DC: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE); 2016.

[35] Fu P, Rich PM. Design and implementation of the Solar Analyst: an ArcView extension for modeling solar radiation at landscape scales. In: Proceedings of the Nineteenth Annual ESRI User Conference; 1999 Jul 26–30; San Diego, CA, USA; 1999.

[36] CommissionEuropean. Photovoltaic geographical information system [Internet]. Brussels: European Commission; 2020 Mar 1 [cited 2022 Jan 12]. Available from: http://re.jrc.ec.europa.eu/pvgis/apps4/pvest.

[37] Marion B, Anderberg M, Gray-Hann P. Recent revisions to PVWATTS. In: 2005 DOE Solar Energy Technologies Program Review Meeting; 2005 Nov 7–10; Denver, CO, USA. Washington, DC: US Department of Energy Office of Scientific and Technical Information; 2005.

[38] de Sousa L, Eykamp C, Leopold U, Baume O, Braun C. iGUESS-a web based system integrating urban energy planning and assessment modelling for multi-scale spatial decision making. In: Seppelt R, Voinov AA, Lange S, Bankamp D. editors. Proceedings of the 6th International Congress on Environmental Modelling and Software; 2012 Jul 1; Leipzig, Germany. Barcelona: International Environmental Modelling and Software Society; 2012.

[39] Mohajeri N, Assouline D, Guiboud B, Bill A, Gudmundsson A, Scartezzini JL. A city-scale roof shape classification using machine learning for solar energy applications. Renew Energy 2018;121:81–93.

[40] Miyazaki H, Kuwata K, Ohira W, Guo Z, Shao X, Xu Y, et al. Development of an automated system for building detection from high-resolution satellite images. In: Proceedings of the 4th International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications (EORSA); 2016 Aug 29; Guangzhou, China. New York City: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE); 2016. p. 245–9.

[41] Dwivedi UK, Guo Z, Miyazaki H, Batran M, Shibasaki R. Development of population distribution map and automated human settlement map using high resolution remote sensing images. In: Proceedings of 2018 IEEEInternational Geoscience and Remote Sensing Symposium; 2018 Jul 22–27; Valencia, Spain. New York City: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE); 2018. p. 7224–7.

[42] Robinson D, Campbell N, Gaiser W, Kabel K, Le-Mouel A, Morel N, et al. SUNtool—a new modelling paradigm for simulating and optimising urban sustainability. Sol Energy 2007;81(9):1196–211.
[43] Alhamwi A, Medjroubi W, Vogt T, Agert C. GIS-based urban energy systems models and tools: introducing a model for the optimisation of flexibilisation technologies in urban areas. Appl Energy 2017;191:1–9.
[44] Pagani GA, Aiello M. From the grid to the smart grid, topologically. Phys A 2016;449:160–75.
[45] Aiello M, Fiorini L, Georgievski I. Handbook of smart energy systems. Berlin: Springer; 2021.
[46] Fowler M, Lewis J. Microservices: a definition of this new architectural term [Internet]. Chicago: Martin Fowler; 2014 Mar 25 [cited 2022 Jan 12]. Available from: https://martinfowler.com/articles/microservices.html.
[47] Newman S. Building microservices: designing fine-grained systems. Cambridge: O'Reilly Media; 2015.
[48] Bottaccioli L, Di Cataldo S, Acquaviva A, Patti E. Realistic multi-scale modeling of household electricity behaviors. IEEE Access 2019;7:2467–89.
[49] Younes S, Claywell R, Muneer T. Quality control of solar radiation data: present status and proposed new approaches. Energy 2005;30(9):1533–49.
[50] Grandjean A, Adnot J, Binet G. A review and an analysis of the residential electric load curve models. Renew Sustain Energy Rev 2012;16(9):6539–65.
[51] Torriti J. A review of time use models of residential electricity demand. Renew Sustain Energy Rev 2014;37:265–72.
[52] Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT). Household energy consumption: public use micro.stat files. Rome: ISTAT; 2017.
[53] Lang T, Gloerfeld E, Girod B. Don't just follow the sun. A global assessment of economic performance for residential building photovoltaics. Renew Sustain Energy Rev 2015;42:932–51.
[54] Paul BM, Doyle J, Stabler B, Freedman J, Bettinardi AO. Multi-level population synthesis using entropy maximization-based simultaneous list balancing. In: Transportation Research Board 97th Annual Meeting; 2018 Jan 7 – 11; Washington. DC, USA. Washington, DC: National Academy of Sciences; 2018.
[55] Metropolitan Planning Organizations (MPOs). ActivitySim [Internet], San Francisco: GitHub, Inc.; 2015 [cited 2019 Sep 13]. Available from: https://activitysim.github.io/.
[56] Weather Underground [Internet]. Atlanta: The Weather Company; 2014 [cited 2022 Jan 12]. Available from: https://www.wunderground.com/.
[57] Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT). Multipurpose survey on households-time use: public use micro.stat files. Rome: ISTAT; 2018.
[58] Reinhardt A, Baumann P, Burgstahler D, Hollick M, Chonov H, Werner M. et al. On the accuracy of appliance identification based on distributed load metering data. In: Proceedings of 2012 Sustainable Internet and ICT for Sustainability (SustainIT); 2012 Oct 4–5; Pisa, Italy. New York City: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE); 2012. p. 1–9.
[59] Bottaccioli L, Macii E, Patti E, Estebsari A, Pons E, Acquaviva A. PVInGrid: a distributed infrastructure for evaluating the integration of photovoltaic systems in smart grid. In: Camarinha-Matos L, Parreira-Rocha M, Ramezani J, editors. Proceedings of the 8th IFIPWG5.5/SOCOLNET Advanced Doctoral Conference on Computing, Electrical and Industrial Systems; 2019 May 3–5; Costa de Caparica, Portugal. Berlin: Springer; 2017. p. 316–24.
[60] Bottaccioli L, Estebsari A, Pons E, Bompard E, Macii E, Patti E, et al. A flexible distributed infrastructure for real-time cosimulations in smart grids. IEEE Trans Ind Inf 2017;13(6):3265–74.
[61] Molitor C, Gross S, Zeitz J, Monti A. MESCOS—a multienergy system cosimulator for city district energy systems. IEEE Trans Ind Inf 2014; 10(4): 2247–56.
[62] The European Parliament and the Council of the European Union. Directive (EU) 2018/844 of the European Parliament and of the Council of 30 May 2018 amending Directive 2010/31/EU on the energy performance of buildings and Directive 2012/27/EU on energy efficiency. Off J Eur Union 2018;L156:75–91.
[63] Commission E. Harmonised European time use surveys. Luxembourg: Eurostat; 2010.
[64] Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT). Italian general censuses of population and housing. Rome: ISTAT; 2011.
[65] Amme J, Pleßmann G, Bühler J, Hülk L, Kötter E, Schwaegerl P. The eGo grid model: an open-source and open-data based synthetic medium-voltage grid model for distribution power supply systems. J Phys Conf Ser 2018; 977: 012007.
[66] Mateo Domingo C, Gomez San Roman T, Sanchez-Miralles A, Peco Gonzalez JP, Candela MA. A reference network model for large-scale distribution planning with automatic street map generation. IEEE Trans Power Syst 2011; 26(1):190–7.
[67] Grzanic M, Giacomo Flammini M, Prettico G. Distribution network model platform: a first case study. Energies 2019;12(21):4079.
[68] Malya PP, Fiorini L, Rouhani M, Aiello M. Electric vehicles as distribution grid batteries: a reality check. Energy Inform 2021;4(Suppl 2):S29.