

• 加快构建房地产发展新模式 •

数据驱动下的房地产批量评估研究综述与展望

张金娟 郭海燕

天津商业大学管理学院 天津 300134

摘要:为全面呈现房地产批量评估研究的体系与脉络,文章采用文献归纳法对该领域研究文献进行系统梳理和总结。研究结果发现:(1)房地产批量评估模型与改进方面,新型的现代模型尤其是机器学习模型得到广泛的应用和讨论;(2)模型绩效评价方面,文献中采用的主要指标有 R^2 、RMSE、MAPE、COD等;(3)批量评估中的数据方面,数据规模和数据质量成为批量评估研究的重点问题。通过明确当前房地产批量评估研究的热点及进展,文章认为,未来研究将集中于多种模型的融合发展、多源数据的挖掘与使用以及批量评估模型的实践应用等领域。

关键词:房地产批量评估;机器学习模型;多元回归分析;数据驱动

中图分类号:F299.23 文献标志码:A 文章编号:1672-8505(2024)03-0013-15

doi: 10.12189/j.issn.1672-8505.2024.03.002

Review and Outlook on Data-driven Real Estate Mass Appraisal

ZHANG Jin-juan GUO Hai-yan

School of Management, Tianjin University of Commerce, Tianjin, 300134, China

Abstract: With the aim to effectively present the system and context of real estate mass appraisal, the article employs a literature induction method to systematically organize and summarize the research literature in this field. The findings indicate that: (1) In terms of mass appraisal models and improvements, new modern models, especially machine learning models, are widely applied and discussed; (2) In terms of model performance evaluation, the evaluation measures used in literatures include R^2 , RMSE, MAPE, COD and the like; (3) In terms of data in mass appraisal, data scale and quality have become key issues in mass appraisal. By clarifying the current hotspots and trend, the article proposes that future research will focus on the integration of various models, the mining and use of multi-source data, and the practical application of mass appraisal models.

Key words: real estate mass appraisal; machine learning models; multiple regression analysis; data driven

批量评估就是以大规模数据集为基础,采用标准化、计算化的方法对大量房地产进行系统化评估的过程,具有显著的数据驱动特征。相比于个体评估而言,批量评估在公平、透明、效率和成本等方面具有明显的优势。房地产市场发展面临的一个重要挑战就是需要快速地为委托人提供特定目的下可靠的房地产价值信息^[1],批量评估开始在征税、地价更新、抵押贷款、保险、拍卖、投资决策、规划效果评估、资

收稿日期:2024-01-20

基金项目:教育部人文社会科学研究青年基金项目“数智创新项目团队知识领导力智慧演进与跨层韧性构建机制研究”(项目编号:22YJCZH039)。

第一作者:张金娟,女,教授,主要从事房地产估价、社区治理研究。

引用格式:张金娟,郭海燕.数据驱动下的房地产批量评估研究综述与展望[J].西华大学学报(哲学社会科学版),2024,43(3):13-27.

产管理、城市更新等领域得到广泛的应用^[2-4]。作为一个在我国尚未得到足够重视的研究领域,房地产批量评估正处于研究成果涌现和理论体系构建的关键阶段,有必要开展细致梳理和全面总结。

目前可获得的有关房地产批量评估的文献始于 20 世纪 60 年代,2010 年之后随着人工智能技术的突飞猛进,相关研究呈现快速增加的趋势,目前已形成房地产、地理学、数学、计算科学等多学科交叉的独特研究领域。已有的几篇综述类文献仅仅围绕批量评估模型本身进行了总结归纳,如 Wang D 等^[5]基于 2000—2018 年的 104 篇论文,总结了 21 世纪批量评估模型的应用趋势及分类,提出了批量评估模型发展的 3I 趋势,即基于人工智能(AI)的模型、基于地理信息系统(GIS)的模型以及基于混合(MIX)的模型;Kauko T 等^[6]等从国际视角对批量评估方法的学术研究和实践发展进行了总结;孙凤仪等对房地产税税基批量评估的文献进行梳理,指出国内的研究更注重我国国情,适应性强,但研究精细化不足^[7];熊英楠等^[8]主要从 POI 数据应用和模型技术方面总结了房地产批量评估的相关研究,同时指出现有研究在方法应用、特征量化与研究维度方面存在的问题。本文不再局限于批量评估模型方面,而是基于中国知网和 Web of Science 搜集的 1968—2023 年 336 篇中英文文献,梳理出数据驱动下房地产批量评估体系的总体研究脉络、关键问题与趋势,为我国房地产批量评估研究的未来发展提供文献支持。

一、房地产批量评估模型及其改进

(一) 房地产批量评估模型的分类

批量评估模型是房地产批量评估研究的核心和主旋律,是文献关注最多的研究内容。为了满足房地产税税基评估对“高效性”和“一致性”要求,1919 年有人开始将统计学的多元回归分析用于房地产价值的估算^[9]。1968 年,多元回归分析作为一种批量评估技术被正式提出来,但一直因为准确性不高而备受质疑^[10]。尽管如此,基于统计的多元回归分析仍然是批量评估模型发展的起点^[11],同时对于准确性的不懈追求成为了批量评估模型不断发展完善的目标。

较早的文献一般将批量评估模型分为传统模型和现代模型两类,传统模型包括多元回归、自适应估计程序、可比实例分析和指数法,现代模型主要指基于人工智能技术的神经网络和专家系统^[12]。20 世纪 90 年代,这些模型在美国、加拿大、澳大利亚、新西兰、瑞典、北爱尔兰、马来西亚、新加坡和我国香港等地的土地、税收和评估部门均有所应用,其中应用最广泛的是多元回归模型。后期的学者对批量评估模型进行了更为详细的总结和类型划分。Kauko T 等^[6]将批量评估方法分为四类:模型驱动的方法、数据驱动的方法、基于机器学习的方法和专家方法,涵盖了目前应用最多的大多数批量评估模型。鉴于区位因素对于房地产价格重要而复杂的影响,Jahanshiri E 等^[13]将批量评估模型分为非空间模型和空间模型两类,后者主要解决了空间区位因素对房地产价格的影响问题。在综合了前述分类的基础上,Hermans LD 等^[14]将批量评估模型分为传统回归模型、机器学习模型和空间模型三类。科技的快速发展使得清晰划分批量评估模型的类型变得越来越困难,但从现有文献的研究体系来看,以上分类已经给出了批量评估模型的整体概貌。近年来,计算科学、人工智能、地理信息系统、大数据的快速发展为批量评估提供了更加有力的技术支持,在不断引入新模型的同时也出现了为解决单一模型缺陷而构建的混合模型^[15],也有学者开始研究不同模型之间的协同作用^[14]。时至今日,用于房地产批量评估的模型已达数十种,其中一些模型昙花一现,而另一些模型得到了持续关注和广泛应用。

(二) 批量评估模型的应用与改进

1. 多元回归分析

多元回归作为一种统计分析技术,最早被应用于房地产税基批量评估领域,现已经发展成为最为成熟、最受欢迎、实践应用最为普遍的模式。Blettner R A^[16]首先提出了多元回归分析的具体使用方法,具体算法包括最小二乘法、最大似然法、加权最小二乘法、不等式约束二乘法等,其中最小二乘法是最常用的算法。但是,Doszyń M^[11]的研究显示,不等式约束二乘法能更好地解决多重共线性的负面影响,取

得更准确的评估结果。由于多元回归分析需要较大规模的可比实例数据集,因此只能用于评估较为典型的房地产^[17],比如普通住宅。

多元回归分析最大的优势是简便易行,同时具有较好的预测性和解释能力^[18],在一定程度上解决了传统人工评估的主观性问题,因此一直是房地产批量评估的首选方法^[19]。但是,该模型也存在非常明显的缺陷,如数学假设问题、函数形式不明确、难以处理特征与价格之间的非线性关系、多重共线性和异方差性等。房地产价格的影响因素纷繁多样,空间区位因素的影响尤其复杂,而多元回归模型恰恰忽视了空间自相关性和空间差异性^[20],有时会导致总体预测准确性不高,尤其在数据质量较差、不够发达的市场环境中应用时问题会更加明显^[21]。在高度发达、公开透明、数据量充足的房地产市场中,多元回归的预测准确性仍然令人满意。因此,多元回归模型在众多的研究中常常被作为一个基准模型来使用^[22]。

特征价格模型作为多元回归的一种特殊形式,被广泛应用于住房市场研究^[23]。该模型以房地产价格或者价格的对数作为因变量,以房地产的各项特征作为自变量,以函数形式将房地产价格与房地产特征联系起来^[24]。房地产特征一般分为区位特征、结构特征和邻里特征,模型的函数形式分为线性、半对数和对数三种。由于不同市场中房地产特征有所不同,因此模型中的房地产特征并没有规范的数量和格式,特征变量的选择还会受到数据可得性的限制^[25]。由于样本数据获取困难、住房特征复杂、变量之间的多重共线性问题,传统的线性回归模型越来越无法满足批量评估的标准^[26],但也有研究支持线性函数形式^[27]。在批量评估的情境下,特征价格模型可以提供超越次级市场的广泛的价值指引^[28],它的意义不仅仅是一种模型,而是为大多数批量评估模型提供了核心理论基础——特征价格理论。

2. 空间模型

批量评估的空间模型是在传统多元回归模型的基础上发展而来。由于区位因素对房价的复杂影响,标准的多元回归模型在进行评估时会出现空间自相关误差,从而影响了模型的可靠性^[29]。McCluskey W J等^[30]对多变量评估模型中区位影响进行了全面的梳理,总结了区位因素建模所经历了五个技术阶段,即市场细分、邻里划分变量、可达性衡量、区位坐标的使用和高阶的模型表达方法。地理信息系统技术的不断发展可以将房地产数据内在的空间效果(空间依赖性和空间异质性)加入回归模型,以区位建模为特征的批量评估模型随之产生。批量评估空间模型可以分为三大类:全局空间自回归模型、局部模型和地理统计模型。全局模型主要包括空间滞后模型、空间误差模型、一般空间模型和空间杜宾模型;局部模型主要包括移动窗回归和地理加权回归模型;地理统计模型主要包括地理统计克里格、回归克里格和移动窗克里格模型^[13]。

最早应用批量评估空间模型的文献出现在2005年,Dantas R A等^[31]认为空间效果会普遍影响房地产数据的准确性,传统回归方法得到的批量评估结果可能存在偏差并且不连续,他们基于巴西累西腓市共管公寓的数据运用空间克里格方法进行评估,得到了更为合理的结果。Ismail S等^[32]使用马来西亚的住宅数据比较了最小二乘法回归、一般空间回归、空间滞后模型和空间误差模型,发现一般空间回归模型的预测效果最好。在所有的空间模型中,McCluskey W J等^[30]对地理加权回归模型寄予厚望,认为虽然该模型计算量过大,但作为一种功能强大的分析工具,它可以在特征价格方程中揭示价值影响因素的空间变化模式,如果能够开发出地理加权回归模型的商业软件,它很可能在评估领域得到较多的应用。该模型后来的发展很好地验证了他们的预测。

地理加权回归模型由Fotheringham A S等人^[33]提出,作为最常用的空间分析局部模型,其允许特征变量在空间上解释房价的局部差异和变化。通过添加描述空间特征的自变量,或设计一个回归程序来捕获空间异质性,可以降低回归误差,从而提高其预测能力。作为一种时空数据挖掘模型,地理加权回归模型已经被广泛应用于城市研究领域,包括房地产市场、城市增长预测等。但是,它忽略了房地产价格变化的时间敏感性,没有考虑到时空数据中的时间自相关问题。为了克服这一缺陷,Huang B等^[34]提出地理时间加权模型来捕获空间和时间的非平稳性。Soltani A等^[29]利用德黑兰的房地产交易公开数据,比较

了最小二乘回归、地理加权模型和地理时间加权模型的房价预测能力,发现地理时间加权模型在解释房价变化方面表现最好,系数最为可靠。Fotheringham W K W^[35]研究发现,不同影响因素的空间异质性存在尺度差异,进而提出了多尺度地理加权回归方法,但还有待于批量评估实践的检验。

3. 机器学习模型

机器学习作为人工智能的一个分支,可用于识别、解释和分析极其复杂的数据结构和模式,广泛应用于工程技术和经济社会的诸多领域。机器学习算法通常分为监督学习算法和无监督学习算法,应用最普遍的是监督学习算法。监督学习就是让模型能够从已知的输入和输出关系中进行学习,并且能够对新的输入进行正确的预测,可以分为回归与分类两种算法。总体来看,机器学习就是从之前的经验中进行学习,来预测当前的效果并改进未来的数据^[36]。通过缓存先前访问的数据集提高迭代算法的性能,机器学习模型避免了包含噪声或许多其他特征的数据集上的过拟合问题,能够以较好的准确性预测那些不稳定和难以预测的市场。相对于特征价格回归而言,机器学习算法在预测方面有着更大的发展潜力。但是,机器学习模型也存在致命的弱点,就是所使用的统计方法一直是模糊不清的,即存在黑箱问题,这大大限制了该模型的可解释性、可争辩性以及在实际中的行业应用^{[37][38]}。批量评估研究领域常用的机器学习算法主要有神经网络、随机森林、K近邻算法、线性回归、决策树、支持向量机等,下面主要对应用最早的神经网络和普遍认为数据适应性及预测效果最好的随机森林模型^[36]进行介绍。

(1) 神经网络

20世纪90年代初期,Kathmann R M^[39]就预言,在不久的将来,神经网络与概率数学的结合将使批量评估项目实现真正的质量控制。神经网络是由一组基本单元(神经元)构成的复杂系统,能够关联输出层(y)和输入层($x_1, x_2, \dots, x_n$),中间层(隐藏层)将从输入层获得的信息进行开发并转换为输出,其结构是对大脑内神经细胞网络的基本模拟^[40]。神经网络结构与基于回归的技术不同,它没有预设的函数形式来构建自变量和因变量之间的关系,其主要特征是在给定数据的情况下能够逼近任何非线性函数。无需做出预先假设,神经网络的非凡能力使其能够成功地应用于复杂的多因素非线性系统的建模^[41]。其缺点主要有参数估计中经常出现的过拟合问题,以及无法将已知的经济规律纳入模型学习过程之中,同时神经网络的最优内部误差阈值、隐藏层的最优数量、每个隐藏层节点的最优数量都缺乏理论支持,预测结果也不够稳定,不能形成用于价格调整的系数^[42]。Mccluskey W^[43]比较了神经网络和几种多元回归模型的预测效果,发现神经网络的预测效果虽然优于多元线性回归模型,但比非线性回归模型的预测精度要差。同时认为,神经网络的输出不够透明,无法提供一个明确的评估模型,虽然作为预测工具有用,但在涉税房价评估方面的实际作用有限。Deaconu A等^[44]汇总了1992—2018年间的8篇相关文献,其中仅有4篇得到了神经网络优于多元回归模型的确定性结论。Yacim J A等^[45]的研究拓展了神经网络算法在批量评估中的应用,分别对特征价格模型的三种形式和训练神经网络的四种算法即反向传播算法、Levenberg-Marquardt算法、Powell-Beale共轭梯度算法和量化共轭梯度算法进行了比较,发现预测效果最好的是Levenberg-Marquardt算法与半对数特征价格模型。如今,神经网络已成为全球最强大的机器学习算法之一,学者们开始将遗传算法、地理空间信息、支持向量机模型、粒子群优化与神经网络相结合,大大提高了预测精度,同时能够显示属性的相对重要性,增强了评估过程的透明度^{[46][47]}。

(2) 随机森林模型

2012年,随机森林模型首次被应用于房地产批量评估,之后多篇文献发现随机森林可以弥补其他方法的缺陷,预测效果明显优于多元回归、神经网络等模型^{[48][49]}。Tanamal R等^[50]利用印尼泗水市的数据进行住房价格预测,发现随机森林的预测准确度最高。Ja'afar N S等^[36]对机器学习模型应用的文献进行统计,发现学者们最常用的是随机森林、决策树、梯度提升算法、神经网络和线性回归,同时发现随机森林的预测效果最好。随机森林具有与决策树相同的概念,即在森林中再现大量的树,重新启动训练样本,

随机选择特征,观察构建决策树,不断提高预测精度。简单的决策树往往不能得到准确的预测结果,输入量的微小变化可能导致预测结果的巨大差异。随机森林实际上是一种特殊类型的简单回归树的集成,由许多略有不同、非常深的决策树的平均值形成预测结果,在回归时可以获得更好的结果^[51]。该算法需要调整的参数较少,不必担心过度拟合,分类速度快,能高效处理大样本数据,能估计特征因素的重要性以及有较强的抗噪音能力。与传统的线性回归方法不同,随机森林模型能够充分体现其数据挖掘的优势,很好地适应数据集的情况,且无需对函数形式进行事先假定,避免了假设误差^[49],即使将所有参数都设置为典型的默认值,它们也能表现良好。随机森林还可以处理不同区间间的非线性关系和变量影响的不稳定性,而特征价格模型无法体现房地产市场中的这类复杂的关系^[52]。但是,Bogin A N等^[53]认为,虽然随机森林具有最好的样本外预测精度,但它的计算负担过重。

(三) 批量评估模型的最新发展

近年来,现有模型的持续优化、新模型的引入、混合模型的开发、机器学习模型的解释、批量评估模型在工商业房地产领域的应用等吸引了越来越多的关注。

在众多地理统计技术中,空间滤波方法可以较好地处理空间依赖性问题,McCord M J等^[54]将空间滤波方法的基本格式——特征向量空间滤波技术引入批量评估领域,这种基本模型与标准的普通最小二乘和广义线性回归很相似,因此非常容易实现。通过与传统多元回归和机器学习方法的比较,发现特征向量空间滤波方法可以达到更好的房价预测效果^[37]。Guliker E等^[55]针对以往仅能建立单个城市批量评估模型的限制,运用开放的荷兰国家地理空间数据库构建了全国性的房地产评估模型,并比较了线性回归、地理加权回归和XGBoost三种模型的评估效果。Yasnitsky L N等^[56]也关注到了类似的问题,同时还指出这些模型没有考虑随时间变化的经济状况因素,因此创建了具有静态和动态模型特征并同时适用许多城市房地产评估的复杂神经网络模型。Yacim J A等^[57]为了充分发挥神经网络和支持向量机模型的优势,构建了二者的混合模型。Sisman S等^[58]提出了一种将层次分析法、柯布-道格拉斯函数与线性回归模型融合的新颖的批量评估模型,该模型不仅包含了线性回归和非线性回归,而且在估算房地产价格时不需要当前的市场价格数据。Wang Z等^[15]为了更好地捕捉变量空间回归关系,提出地理神经网络加权回归模型,在神经网络的帮助下找到合适的空间权重矩阵函数。Zhan C等^[59]通过将混合贝叶斯优化模型与堆叠、Bagging和Transformer技术相结合,获得了卓越的预测精度。

机器学习模型自产生以来,虽在预测性能方面优于传统模型,但存在众所周知的“黑箱”问题,随之陷入了预测越准、解释越难的困境,影响了产业界对机器学习模型的接受程度。Deaconu A等^[44]认为如果使用适当的统计指标,神经网络也能够说明房地产不同属性的重要性,可以回应关于评估结果透明度较低的批评。针对这一问题,人工智能解释模型被引入批量评估领域,目前主要有部分依赖图、排列特征重要性解释技术、全局SHAP解释模型、累积局部效应图等^[60]。部分依赖图是一种著名的特征重要性可视化工具,可以展示输入变量对机器学习模型预测的边际效应。Lee C^[61]选择部分依赖图作为神经网络模型的可解释性工具,发现用地面积和建筑面积分别是首尔和全罗南道房价的重要影响因素。排列特征重要性技术用于选择对模型训练贡献最大的变量,全局SHAP解释模型来源于合作博弈理论,根据所选特征的Shapley值来解释机器学习模型的输出^[62],换句话说,Shapley值反映了所有被选择的特征对最终预测结果的贡献程度。Iban M C^[63]运用排列特征重要性解释技术和全局SHAP解释模型研究了基于机器学习的批量评估系统的可解释性。在Lenaers I等人^[60]最新的研究中,运用CatBoost模型对比利时住宅租金进行了预测,然后比较了多种解释模型的应用情况,结果表明各种模型解释方法之间存在一定的替代性和互补性,因此有必要在机器学习模型的应用中采用多种解释模型,以进一步提升批量评估模型应用的透明度。

长期以来,住宅市场因其数据丰富、样本相似度高等优势成为房地产批量评估研究的主要对象,而

对于工商业房地产市场的研究非常缺乏。Deppner J 等人^[64] 最新的研究在这方面取得了可喜的成果,他们运用美国不动产投资信托委员会房地产指数中包含的商业房地产数据,验证了机器学习算法的应用效果,结果表明机器学习模型可以提高评估的准确性、减少评估价值和交易价格之间的偏差。由于工商业房地产市场结构和定价机制更为复杂,交易数据可得性较差,数据驱动下的批量评估在该领域的应用受到严重的限制,以上研究大大拓展了机器学习模型的应用场景。

二、批量评估模型的绩效评价

批量评估模型的绩效评价主要依据准确性、一致性、可解释性、时间及成本效率甚至使用的简便性等诸多方面,其中准确性和一致性是评价模型预测效果的量化标准。批量评估的对象往往是成千上万个房地产,无法像单项评估一样可以通过现场查勘和市场调查判断评估结果的合理性,必须借助于一系列统计指标来衡量模型的预测性能。

(一) 绩效评价指标

衡量评估模型预测效果的统计指标主要依据评估值或预测值和实际值之间的差异进行计算,在不同的文献中可能使用不同的统计指标,模型预测能力的排序也可能会因所选统计指标的不同而发生变化。批量评估模型利用在训练集上形成的算法对测试集的输入数据进行处理,然后将模型提供的输出值(预测值)与测试集本身的实际值进行比较。预测值和实际值之间的差值越小,模型的预测能力就越好。在房地产税评估领域,评估模型的绩效通常采用国际标准,而国际估税官协会(IAAO)的批量评估比率研究准则是国际上应用最广泛的标准^[22]。2013 版 IAAO 比率研究准则对准确性和一致性的指标进行了解释和规定,指标包括评估比率(R_i)、离散系数(COD)、价格偏差系数(PRB)、价格差异系数(PRD)、平均绝对百分比误差(MAPE)、均方根误差(RSME)等。Valier A^[65] 梳理了 1988—2019 年 53 篇批量评估模型应用的文献,列出了文献中使用的 12 项统计指标。笔者借鉴这种做法对 2020—2023 年 56 篇同类文献进行类似的梳理并与 Valier A 的统计进行对比(见表 1),两组文献使用的统计指标存在较高的相似性,频次最高的前五项指标中有四项指标是相同的。1988—2019 年的文献中使用频次较少的一些指标在 2020—2023 年的文献中没有再出现,如 RAE、RSE、NDEI 等,在后一阶段出现了一些新的统计指标,如 AIC、PRD 等。出现频次在 10 次以上的 7 个指标中(见表 2),五个为准确性指标,两个为一致性指标,下文主要对这些常用的指标进行分析。

表 1 衡量批量评估模型绩效的统计指标汇总

序号	1988—2019 年文献统计指标	出现频次	2020—2023 年文献统计指标	出现频次
1	平均绝对误差百分比 MAPE	21	确定系数 R^2	32
2	均方根误差 RMSE	20	均方根误差 RMSE	29
3	平均绝对误差 MAE	18	平均绝对误差百分比 MAPE	28
4	确定系数 R^2	17	离散系数 COD	15
5	均方差 MSE	10	平均绝对误差 MAE	14
6	残差平方和 RSS	5	价格差异系数 PRD	12
7	相对绝对误差 RAE	3	均方差 MSE	10
8	线性相关系数 r	3	赤池信息量准则 AIC	5
9	离散系数 COD	3	评估比率 R_i	4
10	相对平方差 RSE	2	命中率 PPE5, PPE10, PPE20	4
11	相对平方差平方根 RRSE	2	均方根对数误差 RMLSE, 均方对数误差 MLSE, 最大误差 ME	1
12	无量纲误差指数 NDEI	2	价格偏差系数 PRB	1

表2 使用频率超过10次的绩效评价指标

序号	指标		公式	取值范围及应用方法
1	准确性	确定系数 R^2	$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}$	取值范围为0~1, 数值越大, 模型拟合效果越好
2		均方差MSE	$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}$	取值范围为0~ ∞ , 数值越小, 表明模型的预测性能越好
3		均方根误差RMSE	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}}$	
4		平均绝对误差MAE	$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N y_i - \hat{y}_i }{N}$	
5		平均绝对误差百分比MAPE	$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{ y_i - \hat{y}_i }{y_i} \times 100\%$	取值范围为0%~100%, 数值越小, 准确性越高
6	一致性	离散系数COD	$COD = \frac{100}{R_m} \times \frac{\sum_{i=1}^N R_i - R_m }{N}$	取值范围为0~100, 数值越小, 组内的比率越均匀
7		价格差异系数PRD	$PRD = \frac{\bar{R}}{Wt.\bar{R}}$	取值范围在1附近, 合理范围是0.98~1.03, 低于0.98表示累进的, 高于1.03表示累退的

注: y_i 为第 i 个房地产的实际价格, $\hat{y}_i$ 为第 i 个房地产的评估价格, $\bar{y}$ 为所有房地产样本的平均价格, n 为房地产样本总数。 R_i 为第 i 个房地产样本的评估比率, R_m 为评估比率的中位数, N 为样本总数, $\bar{R}$ 为评估比率的平均数, $Wt.\bar{R}$ 为评估比率的加权平均数, 即所有样本评估价格总和与实际价格总和之比。

确定系数 R^2 主要反映模型拟合优度, 是 2020—2023 年文献中使用频次最高的统计指标, 计算简便、容易理解, 它表示由自变量(输入)解释的因变量(输出)的方差的比例。Yilmazer S 等^[66] 比较了传统的多元回归和随机森林模型, 结果显示多元回归的 R^2 为 0.710, 随机森林模型的 R^2 为 0.749, 说明两个模型分别可以解释 71.0% 和 74.9% 的房地产价格变化, 随机森林模型的预测性能要好于传统多元回归。

均方差 MSE、均方根误差 RMSE 和平均绝对误差 MAE 是衡量房地产实际价格和评估价格偏离程度的评价指标, 三者具有相似的性质。MSE 和 RMSE 属于比较指标, 只有采用相同数据的评估模型的指标比较才有意义^[67]。MAE 被称为单位依赖的准确性衡量指标, 因此它不能用于使用不同单位的数据之间的比较。在 Baur K 等人^[68] 的研究中, 选择 MAE 作为主要的衡量指标, 因为相比于其他指标而言, MAE 更容易进行解释。Yacim J A 等^[57] 对多种模型进行了比较研究, 结果表明, 依据 RMSE 来判断, 新构建的神经网络支持向量机模型优于神经网络和支持向量机模型, 但比空间模型(地理加权回归、空间误差模型、空间滞后模型)要差, 在三种空间模型中, 空间误差模型的表现最好。在一些文献中, 也会使用 RMSE 衍生出来的一系列指标, 如相对均方根误差(rRMSE)、归一化的均方根误差(nRMSE)、RMSE 与实际价格平均值的比值(%RMSE)、均方根预测误差(RMSPE)等^[69]。

平均绝对误差百分比 MAPE 是反映评估模型准确性的最简单、最直接的指标, 理想的 MAPE 不应超过 10%。在一些文献中, 也会采用与 MAPE 相关的系列指标, 如误差百分比(PE)、评估比率(R_i)、命中率(hit rate)、绝对误差百分比(APE)、平均误差百分比(MPE)等^{[64][70][71]}。PE 是实际价格与评估价格的差值除以实际价格得到的比值, 可能为正值也可能为负值, 正值表示低估, 负值表示高估。 R_i 是评估价格与实际价格的比值, 可能大于 1 也可能小于 1。 R_i 越接近于 1, PE 越接近于零, 表明模型的预测偏差越小。MPE 的计算可能会将正值和负值进行抵消, 因此采用 MAPE 能够更好地反映模型的预测性能。Doszyń M^[70] 采用 MPE 和 MAPE 指标比较最小二乘回归、混合回归、贝叶斯模型、不等式限制最小二乘模型、岭回归和 LASSO 回归, MPE 指标最接近于零的是最小二乘回归模型, 而 MAPE 指标最小的是贝叶斯模型。命中率反映的是误差百分比的分布情况, 通常采用 PPE5、PPE10、PPE20 来表示误差百分比在一定百分比($\pm 5\%$ 、 $\pm 10\%$ 和 $\pm 20\%$)范围内的比例。Gao Q 等^[71] 运用 PPE 指标比较了传统的特征价格模型和多种机器学习模型的预测效果, 发现梯度提升模型的预测效果最好, PPE5、PPE10、PPE20 三项指标分别为 57.11%、75.63% 和 91.25%。

离散系数 COD 和价格差异系数 PRD 是基于评估比率 R_i 计算的两个指标,分别检验评估模型的水平一致性和垂直一致性,它们是广泛使用的评价一致性和稳定性的指标。在 2020—2023 年期间的文献中,这两个指标的使用频率明显增多。COD 以评估比率中位数的一定百分比表示,反映个体相对于样本中位数的百分比偏差,COD 越小,组内的比率越均匀。IAAO 比率研究准则给出的住宅和收益性房地产 COD 值为 5 到 15 之间。PRD 为评估比率平均值与加权平均值的比值,衡量了高价值房屋和低价值房屋的估值相对于市场价值的比率是否存在一致性。合理的取值范围是 0.98~1.03,PRD 等于 1 表示评估结果是中性的;低于 0.98 表示累进的,即价高的房地产相对于价低的房地产被高估;高于 1.03 表示累退的,即价值高的房地产相对于价低的房地产被低估。Bilgilioglu S S 等^[72]比较了神经网络、卡方自动交互检验、支持向量机、随机森林、分类与回归树五种机器学习模型,COD 得分在 9.154~13.741 之间,PRD 得分在 0.992~1.030 之间,都符合 IAAO 给出的标准。

(二) 基于绩效指标的模型比较与选择

大量文献通过实证分析比较批量评估模型的准确性和一致性。总体而言,机器学习模型、地理统计模型一般表现出更好的预测效果^{[37][45]},但也有文献指出这种结论并不能完全令人信服^[73]。Guliker E 等^[55]利用三种特征定价模型——线性回归、地理加权回归和极度梯度提升对荷兰不同地区五个大城市的房地产进行评估,计算评价指标并取平均值,结果显示极度梯度提升模型的四个指标 R^2 、RMSE、MAE 和 MAPE 均优于线性回归和地理加权回归。而在 Iban M C^[63]的研究中,梯度提升模型的 R^2 最接近于 1,拟合优度最高,极度梯度提升模型的 MAPE、RMSE、COD 和 PRD 四个指标表现最好,最小二乘回归模型不仅表现最差,而且 COD 和 PRD 的数值不符合 IAAO 标准的要求。在进行新加坡住房市场分析时,Bian T 等^[24]比较了特征价格模型、神经网络、LASSO 回归和随机森林,发现机器学习方法通常比特征价格模型有更高的预测精度,但同时也认为在具备经济理论和良好组织的数据集支持下的实验场景中,计量经济学方法表现更好,而在具有非结构化数据的场景中,机器学习方法可能有助于识别数据中潜在变量之间的相关性,以便开展进一步的经济分析。对于同一模型在不同研究中的表现差异,目前学者们关注较少,仅有 Iban M C 的研究中有所提及。Iban M C^[63]发现自己研究中随机森林模型和梯度提升模型的绩效优于大多数的类似研究,但 Aydinoglu A C 等^[74]和 Ceh M 等^[75]这两项研究中随机森林模型的 RMSE 和 MAPE 指标表现更好。不过,Iban M C 并没有进一步说明模型表现存在差异的原因。

批量评估模型的优劣不能仅仅依靠评价指标,实际上,数据集的大小、设备的计算能力和允许的等待时间等都会影响评估模型的最终选择。如果时间效率是一个重要指标,Ho W K O 等^[76]建议房地产评估师和研究人员使用支持向量机来进行预测,而当预测精度是一个关键目标时,应考虑随机森林模型和梯度提升模型。Bogin A N 等^[53]利用农村用地交易数据对基于树的随机森林模型和标准特征价格模型进行验证比较,认为基于树的随机森林估计器在样本外拟合方面表现最好,但计算方面最为繁重,如果面对计算约束或缺乏强大的服务器,标准的特征价格方法会是一个极好的替代选择。综合现有文献后发现,一种批量评估模型无法在任何情况下都能够取得良好的预测效果,每一种场景下批量评估模型的选择必须考虑当地房地产市场特征、数据集规模及特征变量的状况。

三、批量评估研究中的数据问题

所有的评估技术都依赖于数据的收集与分析,而数据的缺乏及质量不佳已经成为影响评估方法实施的关键因素^[77],越来越多的学者发现影响批量评估最终绩效的根本问题并不是模型与方法,而是数据的质量^[11],包括数据可信度、数据集的规模、变量的选择以及数据的处理等方面,同时数据的结构、规模和质量反过来也会影响算法的选择^[78]。由于计算机辅助自动估价模型的普遍采用,工作量最大的部分不再是模型的计算和结果的输出,而是数据的收集和处理,这些方面的工作需要房地产估价专业人员来承担。无论使用哪种算法来估计房地产价值,数据的质量问题一直是最值得关注的,能否获取足够的数

据、能否及时实现数据的维护和更新、能否开展精准的数据治理都成为当前面临的挑战。

(一) 数据的来源与质量

大量的研究都专注于改进批量评估模型的预测性能,对模型所需信息的来源的研究却很少。所有的模型都是数据驱动的,要想取得准确、一致和令人信服的评估结果,数据的完整性和可靠性是基本的前提条件。由于普遍存在的房地产交易数据信息不完整和不充足的问题,很多地区的房地产价值评估仍然是一项具有挑战性的工作^[79]。例如,意大利房地产市场中的专业人士无法获得房地产历史交易价格,他们的估值主要基于销售广告中的卖方挂牌价^[80]。同样,中国也难以从官方渠道公开获取全国范围内的交易数据,信息的不同来源和价格报告机制的巨大差异使数据质量问题进一步恶化。长期以来,数据来源的客观性和准确性问题是批量评估模型发展中的瓶颈,很多研究没有使用政府部门登记的真实市场数据,数据来源较为多样化。一些研究的数据来自于样本调查、银行抵押贷款数据库、大型房地产公司的数据库、政府房地产管理部门或评估部门、专业的房地产数据平台,更多的学者从报纸或房地产网站的销售广告中收集数据。面对数据难以获取的问题,徐戈和张科^[49]采取了小区调研的方式搜集邻里环境中的绿化、卫生、空气等特征,张思雪等^[81]组织了专业团队进行现场勘察。这些做法不仅增加了数据获取的成本、限制了数据规模,也使数据带有一定的主观性。房地产统计信息数量不足或者质量不好会导致变量之间出现多重共线性和过拟合问题^[4],Bogin A N等人^[53]的研究还发现,如果减少房地产特征变量的个数,各种模型的预测效果会大幅降低,而且模型之间的评估准确性差异会变小。

为了获取充分、可信的数据,近年来学者们开展了许多尝试。Yilmazer S等^[66]采用土耳其土地注册和地籍总局的地籍现代化项目编制研究所用的数据,这些数据来自于持证专家的报告(50%)、法院报告(20%)、实地调查或所有调查的综合分析,因此认为具有很高的可信度。针对拉丁美洲国家官方数据缺乏的难题,Carranza J P等^[82]尝试利用免费公开的数据构建批量评估机器学习模型,以实现巴西福塔雷萨市可靠的土地价值评估。随着数据挖掘技术的进一步发展,更丰富和更精准的数据会被用于房地产批量评估。Bin J等^[79]认为除了房地产特征数据之外,还有其他类型的数据会对房地产价值产生影响,于是运用数据融合技术将住房特征、人类活动、空间特征和街景图像数据应用于批量评估模型构建,取得了较好的评估结果。随着建筑信息模型中的数据量呈指数级增长,与价值相关的建筑设计和建造信息将被广泛用于房地产估价,Su T等^[83]提出可以从建筑信息模型中提取出部分信息,以实现更准确、更有效的估价。

房地产估价师拥有丰富的专业知识和准确的判断,可以在数据收集、特征变量选择与处理、算法优化、评估结果的判断等方面提供专业意见。批量评估模型能够大大提高数据计算的效率,数量众多的算法可以使评估结果越来越准确,但房地产估价师的专业判断是算法和软件永远也无法替代的。Doszy M^[11]和Pace R K等^[84]发现使用专家修正过的数据,利用IRLS算法可以减弱变量之间多重共线性的负面影响,显著提高估计效果。对于高质量、大规模的数据集来讲,可以应用机器学习模型,但也可以使用适当的计量经济学模型。然而,对于来自欠发达和低效市场的小型、低质量数据集来说,估价专家的先验知识会改善批量评估模型的预测效果^[70]。如果数据库质量较低,借助于专家知识的方法如层次分析法、联合分析、条件估值法可以有效地支持批量评估过程^[85]。

(二) 数据集的规模

不同研究所使用的数据集的规模差异较大。在Valier^[65]的统计分析中,数据集规模的最小值为40,最大为90275,平均值为11088。在笔者的类似统计中,数据集规模最小值仍为40,而最大值达1082704,平均值为104821。如果将数据集规模分成1000及以下、1001—10000、10001—50000、50001及以上四个档次,占比分别为37%、25%、19%和19%。虽然数据集在1000及以下的占比最高,但其文献多为土地价值评估和发展中国家房价评估研究,如Ismail S等^[32]对马来西亚古来市进行空间特征价格模型建模时,仅使用了196个住宅数据。美欧等发达国家房地产市场研究所使用的数据集规模通常较大,真正体

现了大数据对房地产批量评估研究的支撑作用。如 Bogin A N 等^[53]使用的是美国联邦住房与金融局的统一评估数据库,数据集规模超过了 42 万;Torres-Pruñonosa J 等^[78]在比较神经网络、分位数回归和半对数回归模型时,使用了西班牙加泰罗尼亚市 1994 到 2013 间的 188 652 个房地产数据。

为了研究数据规模对预测精度的影响程度,Dimopoulos T 等^[86]利用数据集的随机部分,每次拟合一个随机森林模型来进行敏感性分析,拟合了平均绝对误差百分比与数据集规模的一条对数曲线,发现数据集的规模是影响预测精度的一个重要因素,且具有明显的递减趋势。但是,大规模数据的获取、清洗和处理会耗费较多的人力、财力和时间,这无疑会增加批量评估的成本。Gnat S^[87]研究表明,为大数据集设计的算法也可以在数据量较小的情况下提供准确的结果,因此学术研究和实务工作中需要综合考虑各种因素确定数据集的合理规模。

(三) 特征变量的选择与量化

由于影响房地产价值的属性特征及其影响机制并不完全清楚,房地产特征也没有标准的格式,每一项学术研究和每一个地区的实践应用都采用不同的特征组合。特征变量的个数最少可以是 4 个,最多时会超过 100 个。影响房地产价格的因素十分复杂,而且数据获取往往存在困难,评估师会因为特征变量的不恰当选择导致评估不准确,从而备受批评^[88]。不同的研究对象,如独户住宅、公寓住宅、工商业房地产、未开发土地等的价格影响因素差异较大。在房地产市场分析中,有些变量对价格的影响不能用函数关系来表示,也有大量的影响因素与价格的相互作用难以推断,这些因素显著地影响了价格的变化。

在特征价格模型中,房地产特征通常被分为建筑特征或结构特征、邻里特征和区位特征三类,学者们对以上分类进行了拓展或修正,通常研究区域越大,所选择的变量个数会越多。Sirmans G S 等^[89]对 125 篇特征价格模型研究文献进行统计,将价格影响因素进行了分类,包括结构特征、内部特征、外部特征、自然环境特征、邻里和区位、公共服务、营销、入住和销售因素以及融资情况等,归纳出 17 个常用的房地产特征变量,如地块面积、建筑面积、建筑年龄、总层数、浴室数量、房间数量、卧室数量、壁炉、中央空调、地下室、车库、露台、泳池、外墙、与 CBD 的距离、挂牌时间、时间趋势等。Soltani A 等^[29]将影响房地产价格的因素分为内部因素和外部因素,Bykova E 等^[90]将影响土地价格的因素划分为外部环境因素、区位因素和房地产的自身特征,每一类因素中具体变量的选择还要结合研究区域状况而定,对于农业用地而言,土地质量和水源供应是影响土地价格的极为重要的因素。在美国办公房地产价格影响因素的研究中,Zawir S Z 等^[91]认为特征变量可分为相当于供给因素的微观变量和相当于需求因素的宏观经济变量,微观变量包含结构变量、邻里变量和区位变量,宏观经济变量包括服务业就业、通胀趋势、汇率、利率等。Bilgilioglu S S 等^[72]在比较五个机器学习模型的评估效果时,选定了 68 个房地产特征进行建模,分为法律特征、物理特征、区域特征、空间特征四大类。朱红章等^[92]选择区位特征、建筑特征、邻里特征、消费者心理特征和租约特征五类共计 20 项特征变量,构建出长租公寓租金定价评估的随机森林模型,并将成都市长租公寓市场作为研究对象进行实证研究。

特征变量及其对房价的影响,往往因各地房地产市场特征不同而不同。在新加坡住宅市场中,与地铁站的距离是影响住宅价格的显著因素之一^[24];在意大利,房屋的能源等级会作为一项影响房屋价格的重要特征^[80]。在 Erkek M^[93]的研究中,模型中最重要的变量是房子的位置和大小,而露台的大小被确定为最不重要的变量。在当前文献使用的特征变量中,反映区位因素的变量差异最大也最为复杂,且对价格的影响程度最不稳定。从表达方式来看,房地产特征变量有数值变量(如房间数量、地块面积、建筑年龄等)、类别变量(如公寓类型、建筑类型、供热种类等)和文本变量(如装修状况、建筑外观等、区位等),这些变量用于批量评估模型时需要进行数值化处理。许多房地产特征是定性变量,量化带有一定的主观性,通常依赖于房地产专家的判断。在处理过程中,数值变量不一定直接作为数值来处理,如在房地产批量评估的什切青算法中,地块面积为数值变量,但基于估价师对当地房地产市场的分析,市场参与者

看待地块面积这个变量时,往往按照大中小进行分类,而不是关注具体的面积数据,因此可以将地块面积转化为定性变量,分为大中小三个等级^[4]。Gnat S^[94]应用五种编码技术对分类变量分别进行编码,研究了房地产特征中分类变量的编码对房地产价格评估结果的影响,发现不同的编码技术导致了不同的评估结果。

以上结构化的特征变量对房地产价格的影响得到广泛的研究和认可,但也有学者注意到,现有评估模型中出现的房地产特征并不能涵盖房地产的所有信息,租售市场上房地产的文本描述对价格的影响往往被忽视。文本描述可以提供丰富的信息,但无法在结构特征中进行反映,应将房地产文本描述内容纳入批量评估模型之中。Goodwin K等^[95]检索了房地产广告中经纪人使用的积极词汇和特定市场信号的数量,发现房地产描述应该谨慎措辞,以达到最佳价格。Liu C H等^[96]将文本信息纳入特征价格模型中,发现文本变量揭示了一个遗漏的变量偏差,这在以前的研究中没有得到解释,导致了不正确的结论。在传统的特征价格模型中包含文本数据的另一种方法是将词袋方法与主成分分析相结合,在线性模型中增加文本特征变量可以使均方根误差显著减小^[97]。Nowak A D等^[98]使用套索模型从整体词袋表征中选择对房产价值影响最大的前500个术语,最重要的术语可以作为房地产评估线性回归模型的自变量。Baur K等^[68]进一步用房地产文本描述信息优化了房价预测评估的机器学习模型。

四、结论与展望

通过对1968—2023年336篇中英文文献的梳理和总结,发现房地产批量评估研究体系日渐丰富,突出表现在批量评估模型的发展与改进、模型绩效评价与比较、房地产特征数据研究等三个领域。随着人工智能技术的兴起,机器学习批量评估模型的应用得到了极大的拓展。笔者在研究过程中,由于研究方法与能力的不足,可能遗漏了部分重要的文献,在研究热点梳理方面也可能忽略了一些比较重要的内容,比如近年发展迅速的基于树的机器学习模型的应用,这些均需在今后的研究中进一步完善。

房地产批量评估模型与推理统计、计算科学和信息技术的发展密切相关,在客观性、公平性和规模经济方面有明显的优势,但仍存在一些缺陷,如预测准确性有待提高、解释能力偏弱、不易使用和可争辩性差^[99],这些方面无疑会成为批量评估模型未来发展完善的方向。在对批量评估研究进行系统梳理后发现,众多模型在实现准确性和稳定性方面表现越来越好,但同时另一个不容忽视的趋势就是很多模型呈现出技术要求高、使用复杂等特征,直接限制了这些模型在实践中的推广和应用,进而形成了学术研究和实践应用之间的巨大鸿沟^[100]。因此,未来批量评估的研究应偏向实践应用的领域,加强理论学术层面与实践层面的融合,使批量评估技术的发展更好地为社会经济发展服务。

长期以来,发展中国家比较缺乏房地产交易的公开信息,没有一套统一的房地产定价系统,在重要的房价影响因素方面,购房者、评估师以及不同收入层次的购房者的想法都存在差异^[101]。在这种情况下,开发批量评估模型尤其具有挑战性^[102]。数据挖掘技术与机器学习模型的发展让这种状况在一定程度上发生了改变,Shen S和Fu Q^{[47][103]}均采用中国的数据验证了优化后的神经网络模型的有效性,Abhyankar A A等^[104]运用印度的数据比较了神经网络模型和传统特征价格模型的预测效果,同时建议印度的学者要尝试使用机器学习方法进行房价预测研究。Vargas-Calderon V^[105]指出发展中国家的地方政府也应讨论并建立基于大型数据集的房地产评估模型,从而提高所有房地产市场利益相关者的公平性,减少价格投机。当批量评估模型越来越丰富、越来越成熟,主要的限制不再是模型本身,而是房地产数据的数量和质量保障问题,因此多源数据挖掘技术在发展中国家和地区房地产批量评估中的应用将会引起学者们较多的关注。

参考文献:

- [1] RENIGIER-BILOZOR M, ŻRÓBEK S, WALACIK M. Modern technologies in the real estate market—opponents vs. proponents of their use: Does new category of value solve the problem[J]. *Sustainability*, 2022, 14(20): 13403.

- [2] UNEL F B, YALPIR S. Sustainable tax system design for use of mass real estate appraisal in land management[J]. *Land use policy*, 2023; 106734.
- [3] 刘洪玉, 李妍. 基于模糊数学的房地产批量评估[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2017, 11(57): 1202–1206.
- [4] GNAT S. Impact of the regularization of regression models on the results of the mass valuation of real estate[J]. *Folia oeconomica stetin*, 2020, 20(1): 163–176.
- [5] WANG D, LI V J. Mass appraisal models of real estate in the 21st century: A systematic literature review[J]. *Sustainability*, 2019, 11(24): 7006.
- [6] KAUKO T, D'AMATO M. Mass appraisal methods: An international perspective for property valuers[M]. Chichester: Blackwell Publishing Ltd, 2008.
- [7] 孙凤仪, 韩晓露. 房产税税基批量评估文献综述[J]. *地方财政研究*, 2013(3): 54–57.
- [8] 熊英楠, 种晓丽. 房地产价格批量评估相关研究及展望[J]. *住宅与房地产*, 2023(24): 10–15.
- [9] 纪益成, 傅传锐. 批量评估: 从价税的税基评估方法[J]. *中国资产评估*, 2005(11): 5–9.
- [10] EISENLAUER F. Mass versus individual appraisal[J]. *The appraisal journal*, 1968(10): 532–540.
- [11] DOSZYŃ M. Algorithm of real estate mass appraisal with inequality restricted least squares (IRLS) estimation[J]. *Journal of European real estate research*, 2020, 13(2): 161–179.
- [12] MCCLUSKEY W, DEDDIS W, MANNIS A, et al. Interactive application of computer assisted mass appraisal and geographic information systems[J]. *Journal of property valuation and investment*, 1997, 15(5): 448–465.
- [13] JAHANSHIRI E, BUYONG T, SHARIFF A R M. A review of property mass valuation models[J]. *Pertanika journal of science and technology*, 2011, 19(S): 23–30.
- [14] HERMANS L D, BIDANSET P E, DAVIS P T, et al. Using property-level ratio studies for the incorporation of validation models in single-family residential real estate assessment[J]. *Journal of property tax assessment & administration*, 2022, 19(1): 83–103.
- [15] WANG Z, WANG Y, WU S, et al. House price valuation model based on geographically neural network weighted regression: The case study of Shenzhen, China[J]. *ISPRS international journal of geo-information*, 2022, 11(8): 450.
- [16] BLETTNER R A. Mass appraisal via multiple regression analysis[J]. *The appraisal journal*, 1969(10): 513–521.
- [17] AGNIESZKA B, MALGORZATA F. Real estate valuation algorithm for large local markets[J]. *Advances in geodesy and geoinformation*, 2022, 71(1): 141173.
- [18] GNAT S. Analysis of the impact of the type of sampling of representative properties on the results of mass appraisal[J]. *Folia oeconomica stetin*, 2020, 20(2): 152–167.
- [19] TRETTON D. Where is the world of property valuation for taxation purposes going?[J]. *Journal of property investment & finance*, 2007, 25(5): 482–514.
- [20] TRETTON D. The assessment of land valuation in land consolidation schemes: The need for a new land valuation framework[J]. *Land use policy*, 2016, 54(1): 487–498.
- [21] DOSZYŃ M. Prior information in econometric real estate appraisal: A mixed estimation procedure[J]. *Journal of European real estate research*, 2021, 14(3): 349–361.
- [22] HERMANS L D, MCCORD M J, DAVIS P T, et al. An exploratory approach to composite modelling for real estate assessment and accuracy[J]. *Journal of property tax assessment & administration*, 2023, 20(1): 43–62.
- [23] HERATH S, MAIER G. The hedonic price method in real estate and housing market research: A review of the literature[C]//SRE - discussion papers. Vienna: Vienna University of Economics and Business, 2010.
- [24] BIAN T, CHEN J, FENG Q, et al. Comparing econometric analysis with machine learning approaches: A study on Singapore private property market[J]. *The Singapore economic review*, 2022, 67(6): 1787–1810.
- [25] CHIN T L, CHAU K W. A Critical review of literature on the hedonic price model[J]. *International journal for housing and its applications*, 2003, 27(2): 145–165.
- [26] WANG D, LI V J, YU H. Mass appraisal modelling of real estate in urban centers by geographically and temporally weighted regression: A case study of Beijing's core area[J]. *Land*, 2020, 9(5): 143.
- [27] CROPPER M L, DECK L B, MCCONNELL K E. On the choice of functional form for hedonic price functions[J]. *The review of economics and statistics*, 1988, 70(4): 668–675.
- [28] LISI G. The hedonic pricing model: The application of search-and-matching models[J]. *Journal of property investment & finance*, 2022, 40(1): 99–107.
- [29] SOLTANI A, PETTIT C J, HEYDARI M, et al. Housing price variations using spatio-temporal data mining techniques[J]. *Journal of housing and built environment*, 2021, 36(3): 1199–1227.
- [30] MCCLUSKEY W J, BORST R A. Specifying the effect of location in multivariate valuation models for residential properties: A critical evaluation from the mass appraisal perspective[J]. *Property management*, 2007, 25(4): 312–343.

- [31] DANTAS R A, CORREIA L A, SA M, et al. Mass appraisal by spatial inference[J]. *Journal of property tax assessment and administration*, 2005, 2(2): 53 – 62.
- [32] ISMAIL S, BUYONG T, SIPAN I, et al. Spatial hedonic modelling (SHM) for mass valuation[C]. *International Real Estate Research Symposium (IRERS)*. Malaysia: Kuala Lumpur, 2008.
- [33] FOTHERINGHAM A S, BRUNSDON C, CHARLTON M. Geographically weighted regression: The analysis of spatially varying relationships[M]. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2002.
- [34] HUANG B, WU B, BARRY M. Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices[J]. *International journal of geographical information science*, 2010, 24(3): 383 – 401.
- [35] FOTHERINGHAM W K W. Multiscale geographically weighted regression (MGWR) [J]. *Annals of the American association of geographers*, 2017, 107(6): 1247 – 1265.
- [36] JA'AFAR N S, MOHAMAD J, ISMAIL S. Machine learning for property price prediction and price valuation: A systematic literature review[J]. *Journal of the Malaysian institute of planners*, 2021, 19(3): 411 – 422.
- [37] MCCORD M J, DAVIS P T, BIDANSET P E, et al. Prediction accuracy for property tax mass appraisal: A comparison between regularized machine learning and the eigenvector spatial filter approach[J]. *Journal of property tax assessment & administration*, 2022, 19(2): 21 – 46.
- [38] DEPPNER J, CAJIAS M. Accounting for spatial autocorrelation in algorithm-driven hedonic models: A spatial cross-validation approach[J]. *The journal of real estate finance and economics*, 2024(68): 235 – 273.
- [39] KATHMANN R M. Neural networks for the mass appraisal of real estate[J]. *Computers, environment and urban systems*, 1993, 17(4): 373 – 384.
- [40] TAY D P H, HO D K H. Artificial intelligence and the mass appraisal of residential apartments[J]. *Journal of property valuation and investment*, 1992, 10(2): 525 – 540.
- [41] FERRARI S, STENGEL R F. Smooth function approximation using neural networks[J]. *IEEE transactions on neural networks*, 2005(16): 124 – 138.
- [42] MCCLUSKEY W J. Predictive accuracy of machine learning models for the mass appraisal of residential property[J]. *New Zealand values' journal*, 1996(7): 40 – 46.
- [43] MCCLUSKEY W, DAVIS P, HARAN M, et al. The potential of artificial neural networks in mass appraisal: The case revisited[J]. *Journal of financial management of property and construction*, 2012, 17(3): 274 – 292.
- [44] DEACONU A, BUIGA A, TOTĂZAN H. Real estate valuation models performance in price prediction[J]. *International journal of strategic property management*, 2022, 26(2): 86 – 105.
- [45] YACIM J A, BOSHOF D G B. Impact of artificial neural networks training algorithms on accurate prediction of property values[J]. *Journal of real estate research*, 2018, 40(3): 375 – 418.
- [46] YACIM J A, BOSHOF D G B. Combining BP with PSO algorithms in weights optimisation and ANNs training for mass appraisal of properties[J]. *International journal of housing markets and analysis*, 2018, 11(2): 290 – 314.
- [47] SHEN S. Modeling and simulation of real estate valuation based on genetic neural network model[J]. *Journal of function spaces*, 2022: 1078057.
- [48] ANTIPOV E A, POKRYSHEVSKAYA E B. Mass appraisal of residential apartments: An application of random forest for valuation and a CART-based approach for model diagnostics[J]. *Expert systems with applications*, 2012, 39(2): 1772 – 1778.
- [49] 徐戈, 张科. 基于随机森林模型的房产价格评估[J]. *统计与决策*, 2014(17): 22 – 25.
- [50] TANAMAL R, MINOQUE N, WIRADINATA T, et al. House price prediction model using random forest in Surabaya City[J]. *TEM journal*, 2023, 12(1): 126 – 132.
- [51] MAYER M, BOURASSA S C, HOESLI M, et al. Estimation and updating methods for hedonic valuation[J]. *Journal of European real estate research*, 2019, 12(1): 134 – 150.
- [52] HONG J, CHOI H, KIM, W. A house price valuation based on the random forest approach: The mass appraisal of residential property in South Korea[J]. *International journal of strategic property management*, 2020, 24(3): 140 – 152.
- [53] BOGIN A N, SHUI J. Appraisal accuracy and automated valuation models in rural areas[J]. *The journal of real estate finance and economics*, 2020, 60(1–2): 40 – 52.
- [54] MCCORD M J, MCCORD J, DAVIS P T, et al. House price estimation using an eigenvector spatial filtering approach[J]. *International journal of housing markets and analysis*, 2019, 13(5): 845 – 867.
- [55] GULIKER E, FOLMER E, VAN S M. Spatial determinants of real estate appraisals in the netherlands: A machine learning approach[J]. *ISPRS international journal of geo-information*, 2022, 11(2): 125.
- [56] YASNITSKY L N, YASNITSKY V L, ALEKSEEV A O. The complex neural network model for mass appraisal and scenario forecasting of the urban real estate market value that adapts itself to space and time[J]. *Complexity*, 2021: 5392170.
- [57] YACIM J A, BOSHOF D G B. Neural networks support vector machine for mass appraisal of properties[J]. *Property management*, 2020,

38(2): 241 – 272.

- [58] SISMAN S, AKAR A U, YALPIR S. The novelty hybrid model development proposal for mass appraisal of real estates in sustainable land management[J]. [Survey review](#), 2023, 55(388): 1 – 20.
- [59] ZHAN C, LIU Y, WU Z, et al. A hybrid machine learning framework for forecasting house price[J]. *Expert systems with applications*, 2023: 120981.
- [60] LENAERS I, DE MOOR L. Exploring XAI techniques for enhancing model transparency and interpretability in real estate rent prediction: A comparative study[J]. *Finance research letters*, 2023: 104306.
- [61] LEE C. Training and interpreting machine learning models: Application in property tax assessment[J]. [Real estate management and valuation](#), 2022, 30(1): 13 – 22.
- [62] RICO-JUAN J R, TALTAVULL D. Machine learning with explainability or spatial hedonics tools? An analysis of the asking prices in the housing market in Alicante, Spain[J]. [Expert systems with applications](#), 2021: 114590.
- [63] IBAN M C. An explainable model for the mass appraisal of residences: The application of tree-based machine learning algorithms and interpretation of value determinants[J]. [Habitat international](#), 2022: 102660.
- [64] DEPPNER J, VON AHLEFELDT-DEHN B, BERACHA E, et al. Boosting the accuracy of commercial real estate appraisals: An interpretable machine learning approach[J]. *The journal of real estate finance and economics*, 2023.
- [65] VALIER A. Who performs better? AVMs vs hedonic models[J]. *Journal of property investment & finance*, 2020, 38(3): 213 – 225.
- [66] YILMAZER S, KOCAMAN S. A mass appraisal assessment study using machine learning based on multiple regression and random forest[J]. [Land use policy](#), 2020: 104889.
- [67] LIMSOMBUNC V, GAN C, LEE M. House price prediction: Hedonic price model vs. artificial neural network[J]. [American journal of applied sciences](#), 2004, 1(3): 193 – 201.
- [68] BAUR K, ROSENFELDER M, LUTZ B. Automated real estate valuation with machine learning models using property descriptions[J]. [Expert systems with applications](#), 2023: 119147.
- [69] WANG L, WANG G, YU H, et al. Prediction and analysis of residential house price using a flexible spatiotemporal model[J]. *Journal of applied economics*, 2022, 25(1): 503 – 522.
- [70] DOSZYŃ M. Might expert knowledge improve econometric real estate mass appraisal?[J]. *The journal of real estate finance and economics*, 2022(2): 1 – 22.
- [71] GAO Q, SHI V, PETTIT C, et al. Property valuation using machine learning algorithms on statistical areas in Greater Sydney, Australia[J]. [Land use policy](#), 2022: 106409.
- [72] BILGILIOĞLU S S, YILMAZ H M. Comparison of different machine learning models for mass appraisal of real estate[J]. [Survey review](#), 2023, 55(388): 32 – 43.
- [73] WORZALA E, LENK M, SILVA A. An Exploration of neural networks and its application to real estate valuation[J]. [Journal of real estate research](#), 1995(10): 185 – 201.
- [74] AYDINOĞLU A C, BOVKIR R, COLKESEN I. Implementing a mass valuation application on interoperable land valuation data model designed as an extension of the national GDI[J]. [Survey review](#), 2021, 53(379): 349 – 365.
- [75] CEH M, KILIBARDA M, LISEC A, et al. Estimating the performance of random forest versus multiple regression for predicting prices of the apartments[J]. [ISPRS international journal of geo-information](#), 2018, 7(5): 168.
- [76] HO W K O, TANG B-S, WONG S W. Predicting property prices with machine learning algorithms[J]. [Journal of property research](#), 2021, 38(1): 48 – 70.
- [77] WYATT P. Using a geographical information system for property valuation[J]. [Journal of property valuation and investment](#), 1996, 14(1): 67 – 79.
- [78] TORRES-PRUÑONOSA J, GARCÍA-ESTÉVEZ P, PRADO-ROMÁN C. Artificial neural network, quantile and semi-log regression modelling of mass appraisal in housing[J]. [Mathematics](#), 2021, 9(7): 783.
- [79] BIN J, GARDINER B, LI E, et al. Multi-source urban data fusion for property value assessment: A case study in Philadelphia[J]. [Neurocomputing](#), 2020: 70 – 83.
- [80] GABRIELLI L, RUGGERI A G, SCARPA M. Using artificial neural networks to uncover real estate market transparency: The market value[C]// *Proceedings. Cagliari: Computational Science and Its Applications – ICCSA 2021*, 2021: Part VI: 183 – 192.
- [81] 张思雪, 林汉川, 吕臣, 等. 住宅房地产批量评估模型的构建[J]. *统计与决策*, 2016(3): 69 – 72.
- [82] CARRANZA J P, PIUMETTO M A, LUCCA C M, et al. Mass appraisal as affordable public policy: open data and machine learning for mapping urban land values[J]. [Land use policy](#), 2022: 106211.
- [83] SU T, LI H, AN Y. A BIM and machine learning integration framework for automated property valuation[J]. [Journal of building engineering](#), 2021: 102636.

- [84] PACE R K, GILLEY O W. Estimation employing a priori information within mass appraisal and hedonic pricing models[J]. *The journal of real estate finance and economics*, 1990, 3(1): 55 – 72.
- [85] Doszyń M. Econometric support of a mass valuation process[J]. *Folia oeconomica stetin*, 2020, 20(1): 81 – 94.
- [86] DIMOPOULOS T, BAKAS N. Sensitivity analysis of machine learning models for the mass appraisal of real estate case study of residential units in Nicosia, Cyprus[J]. *Remote sensing*, 2019, 11(24): 3047.
- [87] GNAT S. Property mass valuation on small markets[J]. *Land*, 2021, 10(4): 388.
- [88] YAKUB A A, ACHU K, ALI H M, et al. An analysis of the determinants of office real estate price modelling in Nigeria: Using a Delphi approach[J]. *Property management*, 2022, 40(5): 758 – 779.
- [89] SIRMANS G S, MACPHERSON D A. The composition of hedonic pricing models: A review of the literature[S]. National center of real estate research, US, 2003.
- [90] BYKOWA E, VOLKOVA J, PIROGOVA O, et al. The impact of digitalization on the practice of determining economical cadastral valuation[J]. *Frontiers in energy research*, 2022: 982976.
- [91] ZAWIR S Z, ACHSANI N A, MANURUNG A H, et al. The determinants of rental rates and selling prices of office spaces in Jakarta: A macro-econometric model using VECM approach[J]. *International journal of economics and finance*, 2015, 7(3): 165 – 178.
- [92] 朱红章, 魏子繁. 基于随机森林模型的长租公寓租金定价评估研究[J]. *建筑经济*, 2021, 42(6): 99 – 102.
- [93] ERKEK M, ÇAYRL K, HEPŞEN A. Predicting house prices in Turkey by using machine learning algorithms[J]. *Journal of statistical and econometric methods*, 2020, 9(4): 31 – 38.
- [94] GNAT S. Impact of categorical variables encoding on property mass valuation[J]. *Procedia computer science*, 2021(192): 3542 – 3550.
- [95] GOODWIN K, WALLER B, WEEKS H S. The impact of broker vernacular in residential real estate[J]. *Journal of housing research*, 2014, 23(2): 143 – 161.
- [96] LIU C H, NOWAK A D, SMITH P S. Asymmetric or incomplete information about asset values?[J]. *The review of financial studies*, 2020, 33(7): 2898 – 2936.
- [97] NOWAK A D, SMITH P S. Textual analysis in real estate[J]. *Journal of applied econometrics*, 2017, 32(4): 896 – 918.
- [98] NOWAK A D, PRICE B S, SMITH P S. Real estate dictionaries across space and time[J]. *The journal of real estate finance and economics*, 2021, 62(1): 139 – 163.
- [99] MCCLUSKEY W, ANAND S. The application of intelligent hybrid techniques for the mass appraisal of residential properties[J]. *Journal of property investment & finance*, 1999, 17(3): 218 – 239.
- [100] ABIDOYE R B, JUNGE M, LAM T Y M, et al. Property valuation methods in practice: Evidence from Australia[J]. *Property management*, 2019, 37(5): 701 – 718.
- [101] NADERI I, SHARBATOGHLIE A, VAFAEIMEHR A. Housing valuation model: An investigation of residential properties in Tehran[J]. *International journal of housing markets and analysis*, 2012, 5(1): 20 – 40.
- [102] PEÑA S, CERVERA L E, HERNANDEZ V. Planning support systems: A computer-assisted mass appraisal (CAMA) system for Ciudad Juarez, Mexico[J]. *Journal of property tax assessment & administration*, 2012, 9(4): 25 – 40.
- [103] FU Q. Real estate tax base assessment by deep learning neural network in the context of the digital economy[J]. *Computational intelligence and neuroscience*, 2022: 5904707.
- [104] ABHYANKAR A A, SINGLA H K. Comparing predictive performance of general regression neural network (GRNN) and hedonic regression model for factors affecting housing prices in "Pune-India"[J]. *International journal of housing markets and analysis*, 2022, 15(2): 451 – 477.
- [105] VARGAS-CALDERÓN V, CAMARGO J E. Towards robust and speculation-reduction real estate pricing models based on a data-driven strategy[J]. *Journal of the operational research society*, 2022, 73(12): 2794 – 2807.

[责任编辑 李秀燕]