

# 基于BP神经网络的收益性房产税税基 批量评估研究

赵 愈,白晓倩,许 路

(沈阳建筑大学管理学院,辽宁 沈阳 110168)

**摘 要:**为调整贫富差距、加大政府宏观调控的作用,使房地产税收政策能够更加顺利地推行,选择科学合理的税基评估方法至关重要。运用收益性房产税税基估价方法中的直接资本化法,引入信度理论,求得资本化率,利用数据挖掘技术收集数据,建立了多元线性回归模型和反向传播(Back Propagation, BP)神经网络模型,来预测租金收益,并对河北省石家庄市61栋写字楼进行了实证研究,最终得到了写字楼的计税价值。将两种模型的结果进行对比,发现神经网络模型的评估效果优于多元线性回归模型。

**关键词:**写字楼;房产税税基;批量评估;资本化率;神经网络

**中图分类号:**F810.423      **文献标志码:**A

自1978年改革开放以来,我国经济实现了快速增长,房地产行业逐步发展成我国的支柱产业之一。随着我国经济发展步入新常态,如何引领房地产领域走上正确的发展轨道,成为大家关注的重点。为深化住房制度改革、健全住房供应体系,国家提出“房住不炒”政策,稳地价、稳房价、稳预期,解决城市住房突出问题。尽管如此,房价持续高涨所造成的后果也已成为比较突出的社会问题,而房地产税收制度不合理、计税依据不合理是造成这些问题的主要原因之一。为调整贫富差距、加大政府宏观调控的作用,亟需推进房地产税制改革。房产税是房地产税的重要组成部分,也是推行房地产税的难点。目前,我国主要采用单宗评估法进行房产评估,但这一评估方法并不适于评估大区域范围内的房产;相较而言,批量评估能够在短时间内低成本、高效率地完成大规模评估任务,有利于完善我国房产评估理论体系。在房产评估过程中,涉及大量的特征影响因素,其与房价之间具有比较复杂的非线性关系,适合使用机器学习算法。目前,我国针对住宅类房产税税基批量评估技术的研究日渐成熟,引入了机器学习算法中的支持向量机算法、随机森林算法和人工神经网络算法等,但是对收益性房产税税基批量评估方面的研究很有限,几乎还停留在运用多元线性回归模型确定租金收益的阶段。

国外学者中,Carbone Robert 和 Longini Richard<sup>[1]</sup>开创性地提出了自动评估理念,实证研究表明:基于此理念建成的自动评估系统符合公平有效的特性;John Benjamin 等<sup>[2]</sup>详细地介绍了多元线性回归理论,为批量评估模型的建立和校准提供了方法支持;Kathmann<sup>[3]</sup>将简单的人工神经网络模型应

用于资产批量评估,提高了市场分析效率。

纵观国内批量评估研究,纪益成等<sup>[4]</sup>回顾了批量评估产生与发展的历程,举例阐述了其方法原理和主要操作过程,为我国税基评估及具备共性的大批资产评估提供了借鉴;师振耀<sup>[5]</sup>选取直接资本化法计算房地产价值,通过房地产的租售比确定资本化率,运用多元线性回归模型进行实证分析,为我国批量评估实践提供了参考;赵海珍<sup>[6]</sup>借助资本资产定价模型运用风险补偿法确定房地产的还原利率,并利用多元线性回归模型确定各因素对房地产价值的影响程度,进而确定了房地产的租金价值;张然等<sup>[7]</sup>提出运用商业房地产适应性估价模型进行批量评估,以充分体现影响商业房地产价格的各项实体因素和区位因素,其结果为我国房地产税收体制改革和房地产市场调控工作提供了有力的技术支持;刘洪玉等<sup>[8]</sup>分析了国内写字楼市场与国内住宅市场、国外写字楼市场的差异,提出了收益法与市场法混合模型(Hybrid Model of Income Method and Market Method, HIM),通过价格系数体系、影响权重体系和价格案例的实时更新对全部房地产价格实现了动态评估,结果表明:该模型具有较高的推广价值,可为房地产税改革提供有力的技术储备和支持;赵愈等<sup>[9-10]</sup>运用BP神经网络模型构建了房地产税税基评估模型,并以江苏省徐州市为例进行了实证分析,证明了BP神经网络用于房地产批量评估的合理性。

上述文献通过理论阐述和实证分析对批量评估方法进行了全面探讨和不断突破创新,为后续研究奠定了坚实的基础。笔者利用Buhlmann - Straub 信度模型得到资本化率,并引入BP神经网络算法,对河北省石家庄市4个区域内61栋写字楼的数据进行实证分析,构建BP神经网络批量评估模型,得到租金收益后,将其代入直接资本化法,最终得到写字楼的计税价值。

## 一、研究的理论基础

### 1. 房产税税基和批量评估理论

房产税税基是指征收房产税的课税对

象,是房产税税收制度的重要组成因素,它决定着房产税的征税范围和计税依据。房产税税基评估通常采用批量评估技术,批量评估的实质是以房地产评估的三大方法(市场法、收益法、成本法)为基础,依靠与待估房产各项指标类似的大量房地产数据信息,结合多元回归分析等数理统计理论,通过计算机辅助系统与地理信息系统等辅助手段对多个房产进行评估的一种技术<sup>[6]</sup>。收益法是预计估价对象未来的正常净收益后,利用报酬率或资本化率、收益乘数将其转换为价值,来求取估价对象的价值的方法。收益法适用的估价对象是收益性房产,包括写字楼、商铺、酒店、出租公寓和用于出租的仓库等。由于研究对象是出租型写字楼,收益法是最适合批量评估的方法,笔者最终选择其中的直接资本化法,作为房产税税基批量评估的理论基础。直接资本化法的基本式为

$$V = \frac{NOI}{R} \quad (1)$$

式中: $V$ 为收益价值,元/ $m^2$ ;  $NOI$ 为未来第一年的净收益,元/ $m^2$ ;  $R$ 为资本化率。

由此可知, $NOI$ 和 $R$ 这两个参数的确定是利用收益法进行批量评估的核心。

### 2. BP神经网络理论

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是目前机器学习的研究热点,具有自学习功能,自适应性强。它通过模仿人类大脑神经元系统相互协作完成任务的过程,得到信息处理的结果,再引入激活函数刺激神经元,将信息传递到下一层,使人工神经网络模型变成非线性的信息处理系统。BP神经网络是人工神经网络众多分类中的一种,是目前应用最广泛的神经网络。BP神经网络包含三大部分(输入层、隐含层和输出层),各层由若干个神经元构成。输入层和输出层均为一层,隐含层的数量可以根据待评估的数据集适当增加,隐含层的数量越多,模型的收敛速度越快,其核心是梯度下降法。BP神经网络不需要像多元线性回归模型那样事先确定一个数学方程,在其计算过程中,首先要将收集到的信息放进输入层,由输入层传递

到隐含层,再从隐含层传递到输出层,计算实际输出结果和期望输出结果之间的误差。如误差落在可接受范围内,计算过程结束;如误差结果达不到规定要求,则按照原来的路线返回进行反向传播,即输出结果返回各隐含层,并在此过程中调整各神经元的权值,使 BP 神经网络的实际输出结果和期望输出结果之间总误差为最小,如此反复循环迭代,待给定输入值时得到最接近期望输出值的最佳结果,训练过程结束。

二、资本化率的确定

笔者选择信度理论来确定资本化率。信度理论最早被精算师用于计算劳工赔偿的保险费率,目前,已被广泛用于估计索赔额、总索赔额、损失率等。通过正确选择信度因子,对先验保险费和后验保险费进行加权平均,使结果接近于真实的风险水平。利用收益法评估房产,资本化率的经验数据在长期内非常稳定,因此,引入信度理论求得资本化率是合理的<sup>[11]</sup>。选择 2015—2019 年复利形式的国债利率平均数作为安全利率,取 2015—2019 年石家庄市的 GDP 增长率为市场收益率,将其代入 Buhlmann - Straub 信度模型,得到资本化率。信度理论式为

$$u = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^{n_j} \frac{m_{ij} X_{ij}}{m} \tag{2}$$

$$v = \frac{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^{n_j} \frac{m_{ij} (X_{ij} - \bar{X}_i)^2}{\sum_{i=1}^r (n_i - 1)}}{\sum_{i=1}^r (n_i - 1)} \tag{3}$$

$$a = \frac{\sum_{i=1}^r m_i (\bar{X}_i - \bar{X})^2 - (r - 1)v}{m - \sum_{i=1}^r \frac{m_i^2}{m}} \tag{4}$$

$$Z = \frac{an}{an + v} \tag{5}$$

后验估计值 =  $Z \times \text{经验数据值} + (1 - Z) \times u$  (6)

式中: $u$  为全部保单索赔额的均值; $r$  为组数; $n$  为每组保单的个数; $X_{ij}$  为每张保单赔付额; $m_{ij}$  为  $X_{ij}$  的权重; $m$  为每组保单权重之和; $v$  为同一保单内部索赔额的方差; $a$  为不同保

单之间索赔额的方差; $Z$  为信度因子;经验数据值为同一保单内部索赔额的均值。

1. 安全利率的确定

2015—2019 年的五年期国债利率分别为 4.67% ,4.17% ,4.17% ,4.27% ,4.27% ;国债利率一般为单利利率,以其复利利率为安全利率,转化成复利利率形式的结果为:4.29% ,3.86% ,3.86% ,3.95% ,3.95% 。

2. 石家庄市 GDP 的增长率

2015—2019 年石家庄市的 GDP 增长率分别为:7.5% ,6.8% ,7.3% ,7.5% ,6.7% 。将五年期国债复利利率和石家庄市的 GDP 增长率两组数据代入 Buhlmann - Straub 信度模型公式,得到后验估计值,即资本化率 3.994% 。

三、数据获取和量化标准

1. 数据来源与获取

以河北省石家庄市桥西区、新华区、长安区和裕华区的写字楼为研究对象,设计爬虫抓取 58 同城的写字楼出租信息,同时,利用高德地图获取写字楼周边的配套设施、距离等特征因素,根据量化标准(见表 1),将收集到的信息量化为数据。最终选取 61 栋写字楼共计 247 条数据,其中,225 条数据作为训练模型的样本数据,剩余 22 条数据作为测试数据。

2. 特征选取和量化标准

(1)面积:写字楼出租面积50 ~ 1 800 m<sup>2</sup> 不等,跨度比较大;

(2)楼龄:写字楼最大使用年限为 18 年,使用年限以 2020 年减去写字楼建成年代,按实际值量化;

(3)电梯:写字楼内电梯数量多,可以减少顾客的等待时间,提高工作效率;

(4)装修:出租型写字楼一般为毛坯、简装、精装、豪装,分别对应的分值为 1,2,3,4;

(5)所在楼层:所在楼层与总楼层之比结果在 1/3 以内的定义为底层,位于(1/3 ~ 2/3] 定义为中层,位于(2/3 ~ 1] 定义为高层;

表 1 特征量化分析

特征名称	符号	量化标准	量化结果
面积	$X_1$	实际面积/ $\text{m}^2$	按实际值量化
楼龄	$X_2$	(2020 - 写字楼建成年代)/年	按实际值量化
电梯	$X_3$	电梯数量/个	按实际值量化
装修程度	$X_4$	毛坯、简装、精装、豪装	按 1,2,3,4 打分量化
所在楼层	$X_5$	按所在楼层分为低、中、高	按 1,3,5 打分量化
物业	$X_6$	月物业费/(元 $\cdot$ $\text{m}^{-2}$ )	按实际值量化
距离	$X_7$	以北国商城为基准的直线距离/km	按实际值量化
学校	$X_8$	1 km 以内学校数量/个	按实际值量化
商场	$X_9$	1 km 以内商场数量/个	按实际值量化
银行	$X_{10}$	1 km 以内银行数量/个	按实际值量化
交通	$X_{11}$	0.5 km 以内公交/个,1 km 以内地铁数量/个	公交 1 分/个,地铁 2 分/个
车位/总面积	$X_{12}$	总车位/总建筑面积	按实际值量化

(6) 物业:由于物业公司名称和服务质量难以量化,以物业费实际值进行量化;

(7) 距离:石家庄市北国商城周围聚集了大量写字楼和大型购物商场,以北国商城为中心,计算各写字楼到北国商城之间的直线距离;

(8) 学校:选取写字楼 1 km 以内的学校。由于各种教育辅导机构和托管班会在学校附近选择租赁场所,学校也是影响写字楼租金价值的重要因素;

(9) 商场:我国商业地产逐渐发展成大型购物商场、写字楼、休闲娱乐场所的综合体,客流量巨大,也对写字楼的租金价值有一定的影响;

(10) 银行:银行选址考虑客流状况、消费能力和热门商圈等因素,银行数量也在一定程度上反映写字楼的租金价值;

(11) 交通:选取写字楼 1 km 以内的地铁数量,0.5 km 以内的公交线路数量;

(12) 车位/总面积:住宅楼中车位与住宅总套数的比值不适用于写字楼,选择车位数量与总建筑面积之比来衡量。

四、模型构建和实证分析

1. 多元线性回归模型计算租金收益

将收集到的数据输入 Eviews 软件,运用最小二乘法得到关于写字楼租金收益的多元线性回归模型

$$Y = 548.13 + 0.07 \cdot X_1 - 18.13 \cdot X_2 + 7.49 \cdot X_3 + 26.49 \cdot X_4 + 5.15 \cdot X_5 + 9.72 \cdot$$

$$X_6 - 21.01 \cdot X_7 + 10.82 \cdot X_8 + 1.84 \cdot X_9 - 1.75 \cdot X_{10} + 1.25 \cdot X_{11} + 2\,288.92 \cdot X_{12}$$

式中:Y 为租金收益; $X_1 \sim X_{12}$  分别为面积、楼龄、电梯、装修程度、所在楼层、物业、距离、学校、商场、银行、交通、车位/总面积。

该模型表示,楼龄、写字楼到市中心的距离和银行数量与租金价值呈现负相关关系,其余影响因素对租金价值 Y 均有正向促进作用。特别需要注意的是:在其他条件不变时,交通量化值每增加一分,年租金收益增加 1.25 元/ $\text{m}^2$ ;商场每增加一个,年租金收益增加 1.84 元/ $\text{m}^2$ 。由此可知,写字楼周边交通设施和商场数量对租金收益的影响程度较弱,在一定程度上偏离了现实。我国商业地产逐渐发展成集商场、写字楼、公寓于一体的综合体,商业写字楼和大型购物中心聚集构成一个城市的中央商务区,位于商务区的写字楼集中了大量公司,每日人流量巨大,因此,交通情况和商场数量是影响写字楼租金收益的重要因素。临近地铁口、公交线路多的写字楼,节约了公司员工的通勤时间,极大地方便了人们的生活;繁华的商圈集休闲、娱乐、购物于一体,吸引了更多的投资和商家入驻,为公司创造更大的商业价值,因此,位于密集的商圈且交通便利的写字楼的租金收益往往更高。基于特征价格理论构建的多元线性回归模型显然不能很好地解释写字楼的租金收益与所选取的影响因素之间的关系,而且在追求更优拟合效果的过程中会删除相关性较弱但实际影响重大的解释变量,因此,实

际操作过程中,多元线性回归模型的准确性还有待提高。

2. BP 神经网络模型计算租金收益

笔者用 Python 中 Keras 库的 Sequential 模型构建 BP 神经网络模型,对选取的 12 个特征影响因素的数据进行归一化处理,取值范围在[0,1]。

(1) BP 神经网络层数与节点的确定。输入层 1 层,神经元个数为 12,将写字楼的 12 个影响因素输入;输出层 1 层,神经元个数为 1,其结果为写字楼的租金收益;为提高模型的训练速度和拟合优度,定义隐含层 1 层,神经元的个数均为 64。

(2)激活函数的选择。隐含层选取 Relu (Rectified Linear Unit) 为激活函数,信息经过隐含层神经元的激励,其输出结果转变成非线性。在 Relu 函数中,如输入值是负数,神经元不会被激活;输入值是正数,才会传递到下层的神经元。相较于双曲正切 (Tanh) 函数,Relu 函数可以加快反向传播效率。

(3)优化器的选择。优化算法选用收敛性更好的亚当优化器 (Adam Optimizer),学习率为 0.02。

(4)训练样本数量和迭代次数的确定。为防止陷入局部最优解,减少过拟合现象,每次选取 88% 的训练样本进行模型拟合。

(5)结果分析。经过 2 750 次迭代后,训练样本的损失函数均方误差 (MSE) 和平均绝对误差 (MAE) 达到预期,模型趋于稳定。其结果如图 1、图 2 所示。

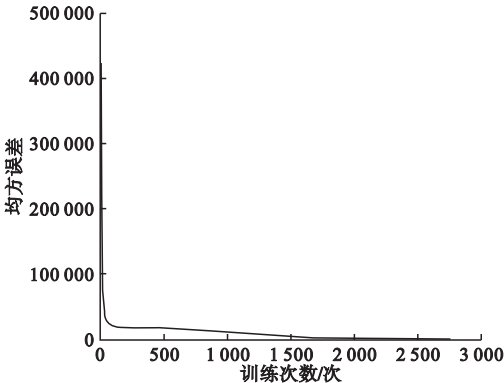


图 1 训练样本均方误差

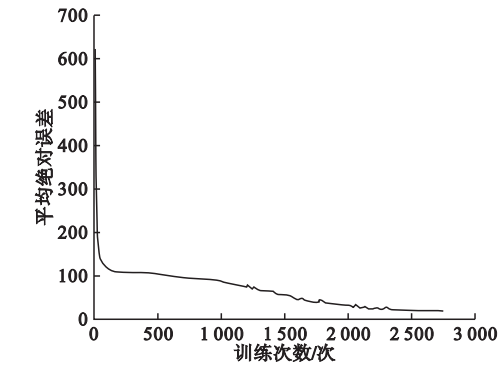


图 2 训练样本平均绝对误差

3. 两种模型得到的租金收益分析

将等待测试的 22 个样本数据分别输入多元线性回归模型和 BP 神经网络模型,结果如表 2、表 3 所示。对两种模型的结果进行对比分析,发现多元线性回归模型中真实值和预测值之间的最大误差率为 47.90%,BP 神经网络的真实值与预测值之间的最大误差率为 8.32%,BP 神经网络模型的拟合效果更好,其结果明显优于多元线性回归模型。

表 2 线性回归结果分析

序号	年租金收益真实值 / (元 · m <sup>-2</sup> )	年租金收益预测值 / (元 · m <sup>-2</sup> )	误差率 / %
1	720.00	688.86	4.32
2	864.00	897.40	-3.87
3	503.50	579.39	-15.07
4	774.00	787.94	-1.80
5	364.50	539.09	-47.90
6	756.00	763.46	-0.99
7	540.00	621.96	-15.18
8	647.00	706.44	-9.19
9	720.00	633.17	12.06
10	792.00	714.65	9.77
11	864.00	551.54	36.16
12	720.00	607.49	15.63
13	630.00	603.15	4.26
14	396.00	503.36	-27.11
15	774.00	664.53	14.14
16	756.00	675.46	10.65
17	720.00	731.56	-1.61
18	1098.00	743.26	32.31
19	432.00	601.24	-39.18
20	800.00	607.30	24.09
21	472.50	552.77	-16.99
22	408.00	457.71	-12.18

表 3 BP 神经网络结果分析

序号	年租金收益真实值/ (元·m <sup>-2</sup> )	年租金收益预测值/ (元·m <sup>-2</sup> )	误差率/ %
1	720.00	688.86	1.95
2	864.00	911.77	-5.53
3	503.50	476.67	5.33
4	774.00	772.62	0.18
5	364.50	347.38	4.70
6	756.00	720.03	4.76
7	540.00	567.17	-5.03
8	647.00	676.53	-4.56
9	720.00	712.59	1.03
10	792.00	795.31	-0.42
11	864.00	802.21	7.15
12	720.00	733.98	-1.94
13	630.00	675.58	-7.24
14	396.00	421.75	-6.50
15	774.00	743.26	3.97
16	756.00	705.38	6.70
17	720.00	763.31	-6.02
18	1 098.00	1 087.79	0.93
19	432.00	429.82	0.50
20	800.00	803.25	-0.41
21	472.50	467.12	1.14
22	408.00	441.93	-8.32

4. 计税价值

将 Buhlmann – Straub 信度模型得出的资本化率 3.994% 和 BP 神经网络模型得出的租金收益代入直接资本化法式,最终得到写字楼的计税价值(见表 4)。

五、结 语

虽然基于特征价格理论构建的多元线性回归模型浅显易懂,但由于影响因素和租金收益之间的关系错综复杂,不能直接定义为线性关系,而实证研究发现多元线性回归模型不能很好地解释影响因素和租金收益之间的关系,在追求更优拟合效果的过程中也许会删除相关性较弱但实际影响重大的解释变量。而 BP 神经网络算法具有强大的学习能力,由于神经元可以储存训练过程中的数据记忆,使计算结果无限逼近真实值,因此运用 BP 神经网络进行价格预测有着独特的优势。目前,不少学者将以神经网络为代表的机器学习算法引入住宅评估领域,在实证研究中取得了不错的表现,但是针对收益性房产税

表 4 部分写字楼评估计税价值

序号	距离/ km	交通/ 分	商场/ 个	学校/ 个	银行/ 个	楼龄/ 年	电梯/ 个	物业/ (元·m <sup>-2</sup> )	楼层/ 分	面积/ m <sup>2</sup>	装修	车位比	年租金收益/ (元·m <sup>-2</sup> )	年计税价值/ (元·m <sup>-2</sup> )
1	3.23	14	3	9	10	8	6	3.20	3	150	3	0.030	705.99	17 676.26
2	2.70	21	14	10	16	2	8	4.63	3	325	3	0.038	911.77	22 828.38
3	5.10	5	1	1	5	4	8	3.20	1	143	3	0.006	476.67	11 934.62
4	2.80	12	7	10	11	8	15	4.63	3	334	3	0.038	772.62	19 344.63
5	12.50	4	6	9	8	9	6	1.00	1	191	3	0.001	347.38	8 697.44
6	2.30	11	7	6	17	3	5	4.50	3	450	3	0.021	720.03	18 027.77
7	7.90	3	1	6	0	1	5	1.50	3	500	3	0.002	567.17	14 200.61
8	3.40	3	1	6	7	4	10	4.00	3	300	3	0.006	676.53	16 938.64
9	4.95	2	0	8	7	5	4	2.00	3	360	3	0.014	712.59	17 841.57
10	3.60	4	2	6	9	9	7	15.78	3	650	3	0.001	795.31	19 912.62
11	5.44	4	2	9	14	7	6	3.00	1	250	2	0.006	802.21	20 085.36
12	4.90	5	0	8	11	5	4	3.00	3	210	3	0.005	733.98	18 377.02
13	4.40	3	1	7	10	7	5	4.00	3	300	3	0.008	675.58	16 914.90
14	10.70	4	0	2	1	3	8	2.50	3	240	3	0.006	421.75	10 559.64
15	3.90	11	8	9	9	6	9	1.60	3	200	3	0.002	743.26	18 609.40
16	4.30	7	3	9	9	5	5	3.80	3	300	3	0.010	705.38	17 661.11
17	3.30	4	4	8	1	2	6	1.50	3	340	3	0.006	763.31	19 111.45
18	0.30	13	6	8	9	9	8	6.50	3	110	3	0.018	1 087.79	27 235.69
19	3.20	5	4	10	6	9	6	1.20	3	200	3	0.003	429.82	10 761.64
20	1.10	5	6	6	8	8	4	1.50	3	120	3	0.005	803.25	20 111.50
21	1.80	3	7	12	3	9	3	1.20	3	127	3	0.005	467.12	11 695.58
22	1.50	4	1	9	13	9	5	1.20	5	250	3	0.006	441.93	11 064.93

税基批量评估的实证研究还比较少。笔者引入 Buhlmann – Straub 信度模型和 BP 神经网络算法,收集石家庄市 4 个区域内 61 栋写字楼的 247 条数据,进行实证研究,将其代入直接资本化法式求得计税价值,取得了良好的效果,以期为我国收益性房产税的顺利开征奠定基础,提供强有力的支持。

参考文献:

[1] CARBONE R, LONGINI R L. A feedback model for automated real estate assessment[J]. Management science,1977,24(3):241 – 248.

[2] BENJAMIN J D,GUTTERY R S,SIRMANS C F. Mass appraisal: an introduction to multiple regression analysis for real Estate valuation[J]. Journal of real estate practice & education, 2004,7(1):65 – 77.

[3] KATHMANN R M. Neural networks for the mass appraisal of real estate [J]. Computers environment & urban systems, 1993, 17 ( 4 ): 373 – 384.

[4] 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.

[5] 师振耀. 关于收益性房地产批量评估的研究[D]. 大连:东北财经大学,2010.

[6] 赵海珍. 收益性房地产批量评估的应用研究[D]. 重庆:重庆大学,2012.

[7] 张然,耿继进,李妍,等. 基于空间位置分析的商业房地产适应性估价技术[J]. 武汉大学学报(工学版),2013,46(4):508 – 513.

[8] 刘洪玉,李妍. 写字楼批量评估模型及其应用[J]. 土木工程与管理学报,2017,34(4):83 – 88.

[9] 赵愈,许路. 基于 BP 神经网络的房产税税基评估研究[J]. 沈阳建筑大学学报(社会科学版),2020,22(2):144 – 150.

[10] 王阿忠,李倩. 基于粗糙集神经网络的房产税基批量评估研究[J]. 福州大学学报(哲学社会科学版),2019,33(5):30 – 37.

[11] 田震. 基于收益法的房地产批量评估技术研究[D]. 昆明:云南大学,2019.

Research on Tax Base Appraisal of Income Real Estate Tax Based on BP Neural Network

ZHAO Yu,BAI Xiaoqian,XU Lu

(School of Management,Shenyang Jianzhu University,Shenyang 110168,China)

**Abstract:**In order to adjust the gap between the rich and the poor,increase the role of the government’s macro – control,so that the real estate tax can be more smoothly implemented,scientific and reasonable tax base assessment method is very important. The author uses the direct capitalization method of income real estate tax base mass appraisal,introduces the credibility theory to obtain the capitalization rate,combines with data mining technology to collect data,establishes multiple linear regression model and BP neural network model to predict the rent value,carries out empirical research on 61 office buildings in Shijiazhuang City,and finally obtains the tax value of office buildings. Comparing to the results of the two models,it is found that the evaluation effect of BP neural network model is better than that of multiple linear regression model.

**Key words:** office buildings; real estate tax base; mass appraisal; capitalization rate; the neural network

(责任编辑:郝 雪 英文审校:林 昊)