

基于灰色关联理论和 BP 神经网络的智慧城市发展潜力评价

邹 凯,包明林

(湘潭大学 公共管理学院,湖南 湘潭 411105)

摘 要:针对国内智慧城市建设能力认知不到位,发展潜力评价不足等问题,提出可基于灰色关联和 BP 神经网络算法对智慧城市发展潜力进行评价。首先,构建了 GRA-BPNN 智慧城市发展潜力评价模型,依据智慧城市发展潜力评价指标体系,运用灰色关联理论对指标体系进行约简;然后,将约简后的指标体系输入 BP 神经网络中进行智能训练与仿真,发现实际输出值与期望输出值之间的误差达到预期目标;最后,与熵权法、TOPSIS 法和灰色关联分析 3 种方法的评价结果进行比较,进一步证明了该评价方法的科学性与合理性。

关键词:智慧城市;发展潜力;灰色关联理论;BP 神经网络

DOI:10.6049/kjbydc.2015020161

中图分类号:F290

文献标识码:A

文章编号:1001-7348(2015)17-0123-06

0 引言

智慧城市是一种运用云计算、大数据、物联网、移动互联网和空间地理信息集成等新一代信息技术,促进城市规划、建设、管理和服务智慧化的新理念和新模式。智慧城市建设有利于进一步促进工业化、信息化、城镇化和农业现代化的深度融合,加快“两型”社会建设,智慧地推进新型城镇化进程,实现城市的科学治理^[1],对破解城市发展难题,转变生活方式^[2],增强城市软实力,促进城市可持续发展和提高城市竞争力具有重要意义。从全球范围来看,智慧城市发展尚处于试点阶段,在建的大约 100 个。国内智慧城市建设初露端倪,2012 年度试点城市 90 个,2013 年度试点城市达 103 个。据调查,全国已有 95% 以上的副省级城市、76% 的地级以上城市,总计约 230 个城市正在建设或已提出建设智慧城市,投资规模超过万亿元人民币^[3]。北京、上海、广州、深圳、武汉、昆明、成都、无锡、宁波和佛山等成为第一批国家智慧城市建设试点城市^[4],智慧城市建设如雨后春笋,已演变成为一种城市的标签行为^[5]。

智慧城市建设如火如荼,建设模式相互效仿,许多

城市定位不明确,建设所需的基础不完善,建设时机不成熟,加上政绩考核等因素的驱动,城市间盲目跟风攀比,出现了“千城一面”的现象^[6]。同时,对建成智慧城市必需的城市要素和城市现有发展潜力的认知模糊,导致智慧城市建设面临许多挑战,并相继产生了许多新的城市问题^[7-8],甚至出现了城市“空壳化”和“孤城”现象,使城市缺乏应有的生机与活力。智慧城市发展潜力是指各种发展要素在智慧城市信息基础设施支撑下形成的一种以促进经济增长、社会管理、公共服务和居民安居乐业为目标,能够衡量城市智慧化建设实力以及促进智慧城市发展的综合能力。智慧城市发展潜力反映了一个城市应具备的发展能力和创新能力,是智慧城市建设的重要测评维度,对智慧城市建设的前期论证和城市现状识别尤为重要,与建设时机选择、建设模式创新、建设标准规范和管理运营息息相关。因此,对智慧城市发展潜力进行测评势在必行。George Cristian Lazaroiu^[9]提出了智慧城市规划建设概念模型,并通过构建评价模型对智慧城市建设规划实施效果进行了评估。刘笑音等^[10]利用主成分分析法对智慧城市进行了评价。综合分析现有研究成果发现,虽然学者们提出了智慧城市评价指标体系,但对智慧城市建设的评价并不多,关

收稿日期:2015-04-03

基金项目:湖南省社会科学基金重大招标项目(12ZDA06)

作者简介:邹凯(1965—),男,湖南新化人,博士,湘潭大学公共管理学院副院长、教授、博士生导师,研究方向为区域发展、信息管理、管理科学与工程等;包明林(1989—),男,陕西安康人,湘潭大学公共管理学院硕士研究生,研究方向为区域发展和信息管理。

于智慧城市建设能力和发展潜力评价的研究更少,尚未对智慧城市发展潜力进行系统的评价。

因此,本文拟根据国内智慧城市发展现状,依据试点智慧城市建设实践和发展基础,设计一套智慧城市发展潜力评价体系,构建 GRA-BPNN 评价方法对智慧城市发展潜力进行评价。利用灰色关联理论,通过计算灰色关联度对原始指标体系进行约简,并作为变量输入 BP 神经网络,然后经 BP 神经网络进行学习和训练。最后,分别采用熵权法、TOPSIS 法和灰色关联分析法进行评价,并对结果进行对比,进一步证明智慧城市发展潜力评价方法的科学性和合理性。通过评价智慧城市发展潜力,可以更好地了解智慧城市建设所需的基础,掌握智慧城市的发展潜力和建设能力,为克服智慧城市盲目建设和建设模式单一提供依据,进而为制定合理科学的智慧城市发展规划提供必要的决策参考和实践指导。

1 智慧城市发展潜力评价体系构建

构建科学合理的评价指标体系是对智慧城市发展潜力进行评价的重要前提。2009 年维也纳理工大学区域科学中心首次提出了体现城市智慧的 6 个维度:经济增长、移动便捷、环境舒适、民众智慧、生活安全、治理公正。刘笑音等用信息基础设施、公共支撑平台、城市竞争力和价值实现 4 个一级指标和 19 个二级指标评价了智慧城市发展。王振源等^[13]利用层次分析法建立了智慧城市建设评价体系,包含 4 个一级指标、13 个二级指标和 40 个三级指标。2014 年国务院颁布了智慧城市试点申报指标体系,包括保障体系与基础设施、建设与宜居、管理与服务和产业与经济 4 项一级指标和 11 项二级指标^[14]。在智慧城市评价指标研究中,针对智慧城市建设 and 发展的评价指标体系较多,针对智慧城市发展潜力的评价指标体系较少。

本文综合已有研究成果^[12],结合智慧城市发展特点,构建了智慧城市发展潜力评价指标体系:①经济发展潜力。经济发展潜力反映了一个区域或城市经济发展实力,它既是智慧城市发展的重要动力,也是智慧城市建设的资本来源。主要用人均生产总值、固定资产投资占地区 GDP 比例、城市居民人均可支配收入和城市居民人均消费性支出 4 个指标进行衡量;②社会发展潜力。社会发展潜力是智慧城市建设得以正常运转和顺利实施的重要能力,体现了城市的生机与活力。主要用年末人口总数、运营性公路货物周转量和旅客周转量 3 个指标进行测评;③公共服务潜力。公共服务潜力不仅是智慧城市建设的基础,也是智慧城市建设的目的,以提升城市公共服务能力和服务水平为落脚点。主要用人均住房面积、每千人实有病床数、人均公园绿地面积、人均拥有图书馆藏书量 4 个指标进行评估;④科技创新潜力。科技创新潜力体现了智慧城

市建设所需的科技发展水平,智慧城市建设所需的物联网和移动互联等新型信息技术,及建设模式的创新都离不开城市的科技发展。主要用地方财政科技拨款占地方财政支出比重、研发(R&D)经费投入占 GDP 比重、申请专利数量、普通高等学校数量和在校大学生数量等 5 个指标进行衡量;⑤信息基础设施。信息基础设施既是智慧城市建设的载体,也是智慧城市运营和管理的手段,为智慧城市建设奠定了物质基础和前提准备。主要用城市基础设施投资占全地区生产总值比重、每千人拥有有线电视传输干线网络长度、每百户固定电话用户数、每百人移动电话数量和每百户宽带互联网用户数等 5 个二级指标进行测评。

表 1 智慧城市发展潜力评价指标体系

一级指标	二级指标
经济发展潜力(A)	全地区人均生产总值(元)A ₁
	社会固定资产投资占地区 GDP 比重(%)A ₂
	城市居民人均可支配收入(元)A ₃
	城市居民人均消费性支出(元)A ₄
社会发展潜力(B)	年末人口总数(万人)B ₁
	运营性公路货物周转量(万人)B ₂
	运营性公路旅客周转量(万 t)B ₃
公共服务潜力(C)	人均住房面积(m ²)C ₁
	每千人实有病床数(张)C ₂
	人均公园绿地面积(m ²)C ₃
	人均拥有公共图书馆藏书量(册)C ₄
科技创新潜力(D)	地方财政科技拨款占地方财政支出比重(%)D ₁
	研发(R&D)经费投入占 GDP 比重(%)D ₂
	申请专利数量(件)D ₃
	普通高等学校数量(所)D ₄
	普通高等学校在校大学生数量(万人)D ₅
信息基础设施(E)	城市基础设施投资占全地区生产总值比重(%)E ₁
	每千人拥有有线广播电视传输干线网络长度(千人/米)E ₂
	每百户固定电话用户数(部/百户)E ₃
	每百人移动电话数量(部/百人)E ₄
	每百户宽带互联网用户数(个/百户)E ₅

2 灰色关联—神经网络模型算法

灰色关联分析(Grey Relational Analysis, GRA)是一种多因素分析方法,用以分析和确定多因素之间的影响程度以及各因子对主体行为的贡献程度。该方法能够在决策信息量不足、信息不精确、样本量较小、不需要典型分布规律的情况下,对事物的发展趋势作出分析和预测,并且可从众多因素中提取关键因素^[13]。

BP(Back-Propagation Networks, BBPN)神经网络是一种模拟人脑处理信息的智能化非线性学习系统,按照误差逆向传播的多层前馈网络。采用梯度下降法等,通过误差的反向传播对网络的权值和阈值进行不断调整,保证神经网络期望输出与实际输出之间误差的平方和最小^[14],使得实际网络输出值尽可能地接近

期望值,从而提高网络学习的适应能力。标准的 BP 模型由 3 个神经元层次组成,分别为输入层、隐含层和输出层。其中,隐含层可为一层或多层,各层次神经元个数一般根据实际问题而定,各层次之间的神经元形成全互连接,各层次内神经元之间没有连接,其拓扑结构如图 1 所示。

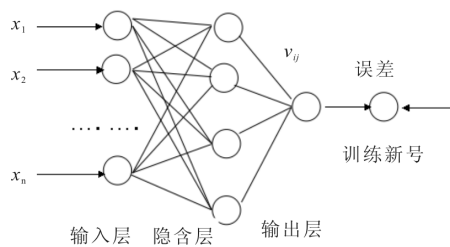


图 1 BP 神经网络结构

定义 1:设评价对象为 m 个,评价指标为 n 个, $x_0(k)$ 为指标值,参考数列为 $x(0) = \{x_0(k)\}, k = (1, 2, \dots, n)$,比较数列为 $x_i = \{x_i(k)\}, k = (1, 2, \dots, n), i = (1, 2, \dots, n)$ 。

定义 2:设数列之间的灰色关联系数为 $\xi(k), k$ 为对象的评价指标,则 $\xi(k) = \frac{\partial_{\min} + \rho \partial_{\max}}{\partial_i(k) + \rho \partial_{\max}}$ 。

其中, $\partial_{\min} = \min_i \min_k \Delta_i(k) = \min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 为两级最小差, $\partial_{\max} = \max_i \max_k \Delta_i(k) = \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 为两级最大差, $\partial_i(k) = |x_0(k) - x_i(k)|, \rho$ 为分辨系数, $\rho \in [0, 1]$ 。

定义 3:计算灰色关联度: $r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi(k)$ 。其中, n 为数列对象个数;关联度 r_i 越接近于 1,说明关联度越大,当 $r_i \geq 0.5$ 时,说明关联度显著。

定义 4:设 BP 神经网络训练样本为 $x_{ml}, x_{ml} =$

$$\begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

期望输出为 $y_{ml}, y_{ml} = [r_1, r_2, \dots, r_n]$,

BP 神经网络输入节点数为约简后的指标个数, m, l 分别表示样本数和输入向量数。利用随机数对数据进行初始化,一般取值 0~1 之间,并对阈值设定初值。

定义 5:计算各层输出。在输入层,输入与输出是相同的,即 $o_{pi} = x_{pi}$,其中 i 为样本个值,计算输入值与期望输出值之间的误差。

定义 6:修正权重和阈值,输出层为 $\omega_j(t+1) = \omega_j(t) + \delta_{pj} o_{pj}, \theta_{hj}(k+1) = \theta_{hj}(k) + \eta \delta_{pj}$,隐含层为 $v_{lj}(t+1) = \bar{\omega}_{lj}(t) + \delta_{pl} o_{pl}, \theta_{pl}(k+1) = \theta_{pl}(k) + \eta \delta_{pl}$ 。按照权系数改进公式,调整输出层和隐含层的加权系数,直至网络全局误差函数小于 ϵ 预先设定的拟合误差,网络训练结束,或进行下一次学习循环。

3 智慧城市发展潜力灰色关联-BP 神经网络评价

3.1 样本选取与数据收集

本文选取北京、上海、宁波、深圳、广州、烟台、贵阳、合肥、兰州、成都、佛山、武汉、昆明、无锡和南京等 15 个城市作为研究样本。这 15 个城市作为国家智慧城市建设试点先导城市,是国内智慧城市成功申报的首批代表性建设城市,各种基础设施相对完善,经济发展水平相对较高,智慧城市建设各种配套设施相对齐全,都处于全国或各省发展首位,故选取其作为研究样本。数据主要来源于各省市《2013 国民经济和社会发展统计公报》、《2013 年科技进步统计监测结果与科技统计公报》及《2013 年十九城市财政科技投入对比》等,个别数据来源于互联网。为了计算方便,依次用 SC₁, SC₂, SC₃, SC₃, SC₅, SC₆, SC₇, SC₈, SC₉, SC₁₀, SC₁₁, SC₁₂, SC₁₃, SC₁₄, SC₁₅ 等表示 15 个智慧城市样本。

3.2 基于 GRA-BPNN 方法的智慧城市发展潜力评价

(1)指标约简。为消除所收集原始数据的量纲,对原始数据进行均值化处理和变换。 $x(k) = \frac{x_i}{x}$,其中 $x \neq 0, k = 1, 2, 3, \dots, n, i = 1, 2, 3, \dots, n$,为变换后的数据序列,为因数序列的样本均值^[16]。对表 2 数据进行无量纲化处理,并对评价指标体系进行灰色关联计算,对指标体系进行约简。得到各指标体系的灰色关联度: A₁=0.820, A₂=0.758, A₃=0.881, A₄=0.845; B₁=0.768, B₂=0.662, B₃=0.502; C₁=0.892, C₂=0.880, C₃=0.905, C₄=0.679; D₁=0.773, D₂=0.411, D₃=0.695, D₄=0.531, D₅=0.711; E₁=0.643, E₂=0.508, E₃=0.804, E₄=0.832, E₅=0.695。关联度排序为: C₃>C₁>A₃>C₂>A₄>E₄>A₁>E₃>D₁>B₁>A₂>D₅>E₅>D₃>C₄>B₂>E₁>D₄>E₂>B₃>D₂。根据关联度大小,对指标体系进行约简,舍去关联度小于 0.5 的因子 D₂,最终得到 20 项评价指标。

(2)划分训练样本和测试样本。根据灰色关联分析对评价指标的约简,将得到的 20 项指标作为 BP 神经网络的输入指标,将 SC₁~SC₁₀ 作为训练样本, SC₁₁, SC₁₂, SC₁₃, SC₁₄, SC₁₅ 作为检验样本,将 A₁, A₂, …, E₅ 等评价因子作为输入,将灰色关联分析得到的平均值作为期望输出。

(3)对原始数据进行归一化处理。利用 premmx 函数对样本进行归一化,归一化的数据分布在 [-1, 1] 之间,如表 3 所示。

表 2 15 个智慧城市发展潜力评价原始数据

指标	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	B ₁	B ₂	B ₃	C ₁	C ₂	C ₃
SC ₁	150 298	0.361	4 015.77	35 836	1 297.5	25 748	64 161	35.16	9.46	15.5
SC ₂	151 388	0.261	43 851	28 155	1426.9	84 305	11691	33.4	8.29	12.01
SC ₃	122 890	0.48	41 729	24 685	580.1	36 145	26 354	43.3	5	10.88
SC ₄	122 779	0.169	40 742	26 728	1054.7	29 617	201 722	28	5.874	16.6
SC ₅	164 796	0.25	38 053.5	30 490	822.3	88 289	89 269	34.4	8.5	15.5
SC ₆	86 328	0.63	32 956	22 006	650.29	21 608	36733	30.07	6.45	15.34
SC ₇	46 118	0.939	23 376	17 995	452.19	21 281	60 430	22.67	7.2	11.2
SC ₈	61 396	1.007	28 083	20 475	761.1	39 131	40 107	30.9	5.1	12.9
SC ₉	55 261	0.741	20 767	15 749	321.43	10 531	4 837	24.55	7.32	9.97
SC ₁₀	69 365	0.122	29 968	20 362	1 173.4	43 328	124 059	35.56	7.84	13.26
SC ₁₁	96 086	0.34	38 038	28 309	729.57	27 354	49146	38.8	3.72	10.8
SC ₁₂	110 151	0.663	29 821.2	20 157	821.71	44 529	29 620	34.75	6.7	10.54
SC ₁₃	62 841	0.85	28 354	20 683	543.48	28 173	17 387	30.62	8.8	10.8
SC ₁₄	170 895	0.498	38 999	25 392	472.23	18 398	25 977.8	37.96	7.45	14.71
SC ₁₅	124 582	0.657	39 881	25 647	643.09	29 099	15 616	33	6.4	15

续表 2 15 个智慧城市发展潜力评价原始数据

C ₄	D ₁	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅	E ₁	E ₂	E ₃	E ₄	E ₅
1.01	5.43	0.061	50 511	179	59.89	0.074	13.025	66.87	163.4	41.31
3.03	5.87	0.037	48 680	68	50.477	0.13	2.789	63.28	134.6	47.65
0.98	3.91	0.101	58 406	16	14.89	0.118	4.774	53.09	129.1	39.85
0.86	5.05	0.034	58 406	5	8.24	0.114	2.005	52.28	168.9	32.1
0.62	3.88	0.005	3 167	80	93.3	0.176	2.005	70.17	138.9	78.46
1.23	2.7	0.006	3 953	10	16.66	0.355	3.105	25.71	236.2	20.05
0.99	0.95	0.217	3 531	55	33.41	0.217	1.59	22.53	203.8	20.7
2.88	3.1	0.031	19 425	60	44.34	0.426	0.831	23.2	92.4	13.53
0.49	1.906	0.001	1 012	3	4.73	0.066	2.005	40.57	183	32.08
0.44	2.33	0.028	3 171	80	96.64	0.143	3.95	35.9	230.3	44.91
0.40	2.08	0.015	4 321	60	38.61	0.48	2.295	32.07	72.9	23.37
0.42	1.94	0.034	33 256	53	70.17	0.07	4.465	31.98	77.8	39.42
0.83	4.93	0.027	39 828	12	11.14	0.163	4.329	42.78	120	38.97
2.74	2.69	0.02	55 094	54	80.74	0.1466	4.329	44.8	187.6	50.25
2.29	1.8	0.018	1 258	43	46.48	0.141	1.692	26.84	146	16.8

表 3 灰色关联分析的 BP 神经网络输入归一化数据

指标	SC ₁	SC ₂	SC ₃	SC ₄	SC ₅	SC ₆	SC ₇	SC ₈	SC ₉	SC ₁₀	SC ₁₁	SC ₁₂	SC ₁₃	SC ₁₄	SC ₁₅
A ₁	0.835	0.844	0.615	0.614	0.951	0.073	0.322	0.000	0.122	0.186	0.400	0.513	0.134	1.000	0.629
A ₂	0.270	0.157	0.405	0.053	0.145	0.699	0.574	0.923	1.000	0.000	0.246	0.611	0.823	0.425	0.605
A ₃	0.840	1.000	0.908	0.865	0.749	0.000	0.528	0.113	0.317	0.399	0.748	0.392	0.329	0.790	0.828
A ₄	1.000	0.618	0.445	0.547	0.734	0.000	0.311	0.112	0.235	0.230	0.625	0.219	0.246	0.480	0.493
B ₁	0.883	1.000	0.234	0.663	0.453	0.000	0.297	0.118	0.398	0.771	0.369	0.453	0.201	0.136	0.291
B ₂	0.196	0.949	0.329	0.245	1.000	0.000	0.142	0.138	0.368	0.422	0.216	0.437	0.227	0.101	0.239
B ₃	0.301	0.035	0.109	1.000	0.429	0.000	0.162	0.282	0.179	0.606	0.225	0.126	0.064	0.107	0.055
C ₁	0.605	0.520	1.000	0.258	0.569	0.091	0.359	0.000	0.399	0.625	0.782	0.586	0.385	0.741	0.501
C ₂	1.000	0.796	0.223	0.375	0.833	0.627	0.476	0.606	0.240	0.718	0.000	0.519	0.885	0.650	0.467
C ₃	0.834	0.308	0.137	1.000	0.834	0.000	0.810	0.186	0.442	0.496	0.125	0.086	0.125	0.715	0.759
C ₄	0.232	1.000	0.221	0.175	0.084	0.719	0.316	0.224	0.943	0.008	0.034	0.015	0.000	0.163	0.890
D ₁	0.911	1.000	0.602	0.833	0.596	0.173	0.356	0.000	0.437	0.201	0.194	0.280	0.230	0.809	0.354
D ₃	0.862	0.831	1.000	0.830	0.038	0.004	0.051	0.044	0.321	0.562	0.000	0.038	0.058	0.676	0.942
D ₄	1.000	0.369	0.074	0.011	0.438	0.227	0.040	0.295	0.324	0.284	0.000	0.438	0.324	0.051	0.290
D ₅	0.623	0.517	0.115	0.040	1.000	0.471	0.135	0.324	0.447	0.739	0.000	1.038	0.382	0.072	0.858
E ₁	0.019	0.155	0.126	0.116	0.266	0.181	0.698	0.365	0.870	0.010	0.000	0.186	1.000	0.234	0.195
E ₂	1.000	0.161	0.323	0.096	0.096	0.071	0.186	0.062	0.000	0.298	0.096	0.256	0.120	0.287	0.287
E ₃	0.931	0.855	0.641	0.624	1.000	0.090	0.067	0.000	0.014	0.198	0.379	0.281	0.200	0.425	0.467
E ₄	0.554	0.378	0.344	0.588	0.404	0.448	1.000	0.802	0.119	0.030	0.674	0.964	0.000	0.288	0.703
E ₅	0.428	0.525	0.405	0.286	1.000	0.050	0.100	0.110	0.000	0.399	0.286	0.483	0.152	0.392	0.566

(4)训练过程的参数设置。输入样本为 20 维输入向量,因而输入层共有 20 个神经元,输出层节点数为 1。隐含层神经元个数根据经验公式 $\sqrt{n+m+a}$ 确定,其中 M 为隐含层神经元个数, m 为输出层神经元个数, n 为输入层神经元个数, a 取 $[0,10]$ 之间的常数^[17]。经过多次参数调试,采用逐一统计观察,最终确定隐含层个数为 5,从而选用的神经网络为 $20 \times 5 \times 1$ 结构。将训练结果分为 4 个水平:0.8~1.0 为优秀,0.6~0.8 为良好,0.6~0.4 为一般,小于 0.4 为较差,不可接受。

(5)仿真平台和函数调用。使用软件 MATLAB 8.0 进行 BP 神经网络训练与仿真,最大训练次数 trainParam=1 000,动量因子设为 0.4,学习速率设=0.1, rng 设定为 default。采用新版 Feedforwardnet 函数替代 newff 函数创建前向神经网络,实现神经网络从输入到输出的任意映射。采用 trainFcn 函数作为训练函数,默认值为 hrainlm,设定 net.trainFcn = trainbfg, trainbfg 是一种拟牛顿算法,函数收敛速度快,对规模较小的网络更有效,适合本文中相对较小网络的训练与仿真。

(6)仿真与训练。仿真结果如图 2 所示,训练样本值与测试样本值经过 21 次迭代,在第 15 次时训练性能达到最佳,实际输出与期望输出结果非常逼近,实际输出值与期望输出值之间的误差达到预设目标。

(7)4 种不同方法评价结果比较。表 4 为 4 种不同方法对智慧城市发展潜力的评价结果。根据训练结果的预先分类,基于灰色关联和 BP 神经网络评价方法对不同城市的评价进行分类,评价的期望值与实际输出值之间的误差非常小,基本达到了用户的预测目标,满足用户评价的一致性要求。

图 3 展示了采用 4 种不同方法对 15 个智慧城市进行评价,各评价结果都出现不同程度的差异。可从灰色关联—BP 神经网络中看出,反映的评价结果比

其它 3 种方法更加合理,从而证明本文使用的评价方法对智慧城市发展潜力评价具有科学性与可行性。

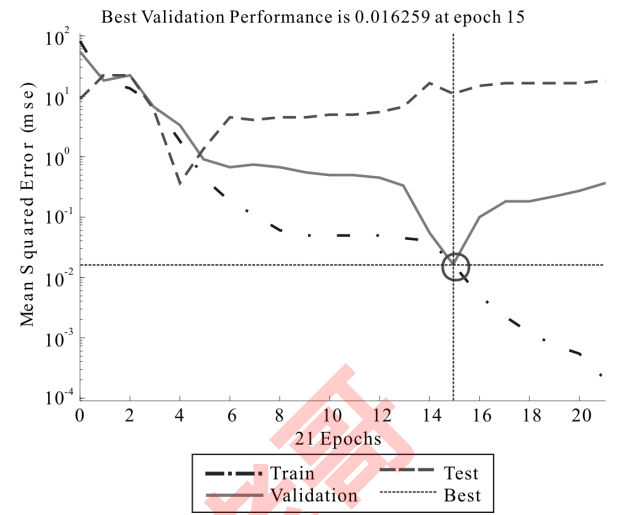


图 2 BP 神经网络训练曲线

表 4 4 种不同方法评价结果

城市编号	GRA-BPNN	仿真分类	熵权法	TOPSIS 法	灰色关联
SC ₁	0.755	良好	0.828	0.364	0.804
SC ₂	0.764	良好	0.795	0.125	0.790
SC ₃	0.708	良好	0.519	0.072	0.724
SC ₄	0.635	良好	0.638	0.191	0.742
SC ₅	0.700	良好	0.781	0.123	0.775
SC ₆	0.630	良好	0.326	0.413	0.663
SC ₇	0.624	良好	0.461	0.072	0.692
SC ₈	0.693	良好	0.522	0.017	0.703
SC ₉	0.688	良好	0.448	0.026	0.715
SC ₁₀	0.691	良好	0.535	0.073	0.703
SC ₁₁	0.534	一般	0.375	0.010	0.669
SC ₁₂	0.715	良好	0.508	0.048	0.717
SC ₁₃	0.667	良好	0.388	0.054	0.691
SC ₁₄	0.663	良好	0.525	0.053	0.715
SC ₁₅	0.711	良好	0.603	0.031	0.753

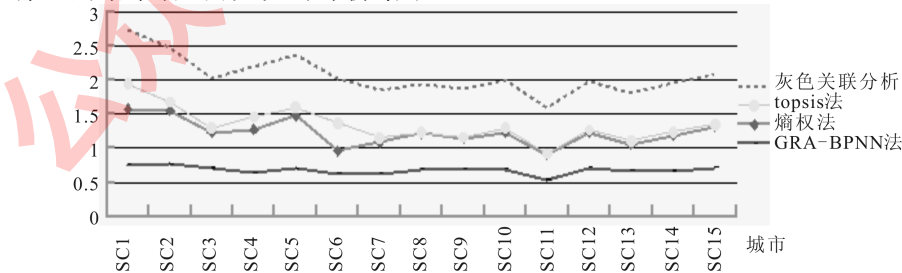


图 3 四种不同方法评价结果比较

4 结语

本文提出了基于灰色关联理论和 BP 神经网络的智慧城市发展潜力评价方法。首先通过对灰色关联理论的分析,计算各指标的灰色关联度,将原始指标进行约简,并作为输入变量进行 BP 神经网络训练,得到一个 GRA-BPNN 智慧城市发展潜力评价智能神经网络;接着,对 BP 神经网络的输入变量进行了优化,增强了

BP 神经网络的适应能力和提高训练的性能。通过仿真实验,发现实际输出结果与期望输出结果非常逼近,表明该评价结果具有一定的客观性与合理性;最后,分别采用熵权法、TOPSIS 法和灰色关联分析法对智慧城市发展潜力进行评价比较,进一步论证了基于灰色关联理论和 BP 神经网络模型对智慧城市发展潜力评价的有效性与合理性。

根据智慧城市发展潜力评价结果,本文发现,北

京、上海和广州等城市信息基础设施相对完备,社会管理能力和公共服务水平相对较高,科技创新能力处于全国前列,智慧城市发展潜力较大,智慧城市建设水平和质量较高;兰州、贵阳和昆明等内陆城市经济发展速度相对缓慢,城市基础设施正在完善,科技与教育水平相对落后,信息化水平相对较低,智慧城市发展潜力和建设能力不强,智慧城市建设步伐缓慢。基于此,对于要提高智慧城市发展能力,激发智慧城市创新建设活力和发展潜力,提高智慧城市发展水平和智慧城市建设质量,提出如下几点建议:

首先,突出智慧城市特色,倡导可持续发展和低碳发展理念,以市场为导向,统筹规划,顶层设计和微观规制相协同,走本土化与地方特色发展之路,发挥城市资源优势,凸显城市地域特色,克服智慧城市建设类型单一和模式雷同问题,鼓励智慧城市朝个性化方向发展;其次,以科技为支撑,发挥物联网、大数据、云计算、移动互联网等新一批信息技术的推动作用,通过感知技术和嵌入式技术等将智慧的能力扩展到物,将人的智慧与物的智能完美结合起来。重视科技教育事业发展,大力引进和培养智慧城市的建设发展人才和管理运营人才,采取产学研相结合的发展模式,解决智慧城市建设技术与人才难题,推进智慧城市建设步伐;再次,大力发展城市经济,加大固定资产投入,重视城市基础设施建设,依靠泛在信息架构建设泛在信息基础,通过信息传输干线网络等进一步与城市基础设施融合,为智慧城市建设奠定基础。推动智慧政务、智慧安全和数字城管等一批重点应用推动城市运转,提高智慧城市社会管理效能,改善公共服务水平,增强智慧城市公共服务能力,破解城市发展难题,推动城市科学治理;最后,坚持以人为本,妥善解决智慧城市建设的人地矛盾,完善各种利益诉求机制,通过移动互联网等其它信息技术,打造便捷、宜居、舒适、安全和绿色的现代化智慧城市,共享智慧城市建设成果,让城市更聪明,让人彻底地感受智慧城市带来的幸福。

参考文献:

- [1] 吴标兵,林承亮,许为民.智慧城市发展模式:一个综合逻辑架构[J].科技进步与对策,2013(10):31-36.
- [2] 王璐,吴宇迪,李云波.智慧城市建设路径对比分析[J].工程管理学报,2012(5):34-37.
- [3] 2014 年度智慧城市申报总体要求和顶层设计[R].2014.
- [4] 大连生态科技创新城智慧城市规划探索.智慧的城市让生活更加美好[R].2014.
- [5] 许庆瑞,吴志岩,陈力田.智慧城市的愿景与架构[J].管理工程学报,2012(4):1-7.
- [6] 辜胜阻,杨建武,刘江日.当前我国智慧城市建设中的问题与对策[J].中国软科学,2013(1):6-12.
- [7] MARIUSZ JEDLINSKI.The position of green logistics in sustainable development of a smart green city[J].Procedia Social and Behavioral Sciences,2014(151):102-111.
- [8] TAEWOOK HEO, KWANGSOO KIM1.Escaping from ancient Rome !applications and challenges for designing smart cities[J].Trans. Emerging Tel. Tech,2014(25):109-119.
- [9] GEORGE CRISTIAN LAZAROIU A, MARIACRISTINA ROSCIA.Definition methodology for the smart cities model [J].Energy,2012(47):326-332.
- [10] 刘笑音,郑淑蓉.基于主成分方法的我国智慧城市发展潜力评价——根据东部 11 个城市的数据[J].科技管理研究,2013(22):75-79.
- [11] 国务院办公厅.关于促进智慧城市健康发展的若干意见[R].2014.
- [12] 张可.城市发展潜力及其评价[J].华中科技大学学报:社会科学版,2011(1):84-90.
- [13] 刘思峰,党耀国,方志耕.灰色系统理论及其应用[M].北京:科学出版社,2004:5-10.
- [14] 邓凯,赵振勇.基于遗传 BP 网络的股市预测模型研究与仿真[J].计算机仿真,2009(5):316-319.
- [15] 郭亚军,易平涛.线性无量纲化方法的性质分析[J].统计研究,2008(2):93-100.
- [16] 陈明.MATLAB 神经网络原理与实例精解[M].北京:清华大学出版社,2013.

(责任编辑:张益坚)

Evaluation of Smart City Develop Potential Based on Gray Relation Theory and BP Neural Network

Zou Kai, Bao Minglin

(Public Administration College, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)

Abstract: In the light of the insufficient cognition of smart cities' construction ability and the lack of development potential evaluation, this paper presents the evaluation method which is based on gray relation and BP neural network to evaluate the development potential of smart city. At first, it structures the evaluation model of smart cities' development potential, uses the gray relation theory to reduce index that is according to design the evaluation index of smart city development potential. Then, these index after reducing let input BP neural network to train and simulate, find the error of between the actual output value and expected value reach the expected goal. At last, it compares the evaluation outcome of entropy weight method, TOPSIS method and gray relation method, and further prove the scientificity and rationality of this evaluation method.

Key Words: Smart City; Development Potential; Gray Relation Theory; BP Neural Network