

基于 BP 神经网络与 GM(1,1)组合的 北京市物流需求预测模型

李 晗, 吴珍珍, 张雪雪
(北京物资学院, 北京 101149)

[摘 要]通过分析影响北京市物流需求的相关因素,构建北京市物流需求预测影响因素指标体系。运用 BP 神经网络和 GM(1,1)方法,建立北京市物流需求组合预测模型,选取近 20 年的统计数据对未来五年的物流需求进行预测,得出物流需求总量及变化规律,并以此提出推进北京市物流业发展的有效途径,为物流系统规划提供合理依据及有效发展途径。

[关键词]BP 神经网络;GM(1,1)模型;物流需求预测;北京

[中图分类号]F259.27;F224

[文献标识码]A

[文章编号]1005-152X(2021)01-0050-06

Forecasting Model for Logistics Demand in Beijing Based on Combination of BP Neural Network and GM(1,1)

LI Han, WU Zhenzhen, ZHANG Xuexue
(Beijing Wuzi University, Beijing 101149, China)

Abstract: By analyzing the relevant factors affecting the logistics demand in Beijing, this paper constructed an index system for its forecasting. Through the BP neural network and GM(1,1) method, a combination forecasting model for the logistics demand in Beijing was then established, and based on the statistical data of the city from the past 20 years, the logistics demand in the next five years was forecast, obtaining total logistics demand volume figures and the relevant pattern of change. On the basis of the foregoing, an effective path was proposed to promote the development of the logistics industry in Beijing.

Keywords: BP neural network; GM(1,1) model; logistics demand forecasting; Beijing

0 引言

物流需求预测是指在物流活动中,根据过去和现在的需求状况,利用科学方法,根据影响物流系统需求变化因素之间的关系以及统计资料,对反映市场需求指标的变化与发展趋势进行预测,并得出未来的物流需求状况。在市场瞬息万变、科学技术高度发达、产品日新月异的现代经济社会中,借助定量分析的手段,结合北京市城市物流现状,借鉴国外的

成功发展经验,对物流需求进行预测,得出物流需求总量及变化规律,为物流系统规划提供合理依据。

1 北京市物流需求预测模型构建

北京市物流需求受许多因素的影响,因素间关系复杂。因此,在进行预测时不能根据历史数据做简单的数据趋势外推,既要从数据自身的发展规律出发,又要考虑各个外部因素的影响,采用基于时间序列的趋势变化预测和考虑客观实际的外部多因素

[收稿日期]2020-10-13

[作者简介]李晗(1996-),通信作者,女,北京人,北京物资学院硕士研究生,主要研究方向:物流与供应链管理;吴珍珍(1995-),女,安徽安庆人,北京物资学院硕士研究生,主要研究方向:采购与供应链管理;张雪雪(1994-),女,河北石家庄人,北京物资学院硕士研究生,主要研究方向:采购与供应链管理。

的因果关系分析预测方法进行组合,更能体现预测结果的准确性^[1]。北京市联动京津冀等多区域,预测模型的指标受多方面影响,且数据的非线性规律明显,在因果关系分析的方法选择上,选取擅长处理多因素非线性问题的BP神经网络模型预测。我国在数据统计方面较发达国家有一定差距,专门关于物流的统计数据匮乏,统计电算化程度普及晚,导致没有大量的历史统计数据做支撑,在时间序列分析方法上选择灰色预测是最佳选择^[2]。

北京市物流需求预测采用构建基于时间序列分析的GM(1,1)模型和基于因果关系分析的BP神经网络的组合预测模型^[3]。应用BP神经网络进行预测时,输入向量将影响因素指标未来预测值,故需要首先预测各个输入向量未来的数值。为减少输入向量预测值偏差对组合预测可能产生的影响,采用趋势外推法中二次指数平滑法得出输入向量的预测值。本文采用的组合预测模型图如图1所示。

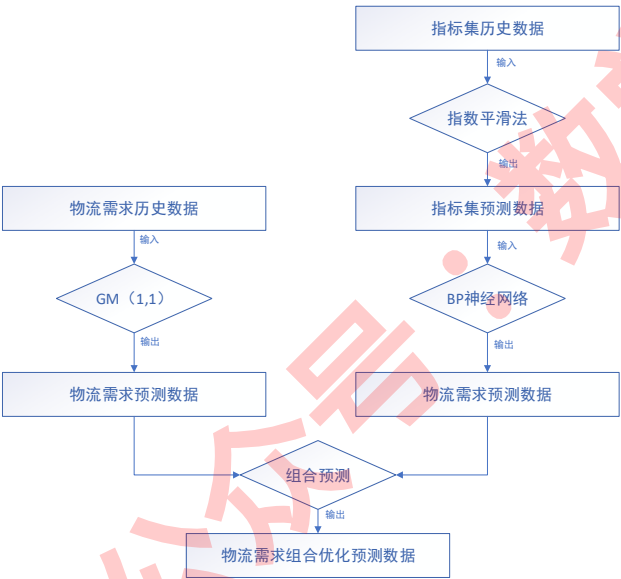


图1 北京市物流需求预测模型图

组合预测模型中确定合适的权重,使预测效果达到最优是预测中非常重要的一个方面^[4]。本文选取对单项预测结果赋予不同权重的组合预测方法,这种方法是对等权平均法的改进,利用误差与权系数之间的关系,误差越大,该项预测方法的精度越低,相应地在组合预测模型中的重要程度就越低,因此应赋予误差大的单项预测方法较小的权数,赋予

误差小的单项预测方法较大的权数,分别赋予三个阶梯系数,最终求得不同权重组合预测的范围区间。

2 物流需求相关因素分析

物流需求预测的重要步骤之一是分析影响物流需求的主要因素。建立物流需求预测指标体系,从中寻求与物流需求关联度较强的影响因素,是建立物流需求预测模型的前提。

结合北京市物流需求预测影响因素的分析,同时考虑北京市统计数据,将经济指标、产业结构指标、物流运输相关指标作为输入向量,将货运量作为输出向量,建立定量预测的指标集,见表1。

表1 北京市物流需求预测影响因素指标体系

指标体系	指标类型	具体影响因素指标
北京市物流需求预测影响因素指标体系	物流需求规模	货运量(万t)
	经济总量指标	GDP(亿元)
	产业结构指标	第一产业产值(亿元)
		第二产业工业产值(亿元)
		第二产业建筑业产值(亿元)
		第三产业产值(亿元)
	消费水平指标	人口规模(万人)
		城镇居民可支配收入(元)
	对内贸易指标	固定资产投资总额(亿元)
	对外贸易指标	全社会消费品零售总额(亿元)
		进出口贸易总额(亿美元)

3 北京市物流需求预测实证研究

为检验本文所选预测模型的精确性和稳定性,对北京市货运量分别进行BP神经网络模型和GM(1,1)模型的单项预测与组合预测,从而实现物流需求的预测。

3.1 数据选取

城市物流需求量的预测与货运量的预测紧密相关,物流需求量又是货运量的基础。本文选取货运量作为因变量Y,选取北京市物流需求的影响因素GDP(X1)、第一产业产值(X2)、第二产业工业产值(X3)、第二产业建筑业产值(X4)、第三产业产值(X5)、人口规模(X6)、城镇居民可支配收入(X7)、固定资产投资总额(X8)、全社会消费品零售总额(X9)、进出口贸易总额(X10)十个影响因素指标作为自变

量进行建模分析。

物流需求具有时间时效性和经济派生性,物流需求预测需要限定到经济环境、政治环境相对稳定的时间范畴内进行,因此选用了近 20 年的相关指标数据反映物流需求。本文数据主要来源于《北京市统计年鉴》和《北京市国民经济和社会发展统计公报》,选取 1999–2018 年的相关数据作为基础数据,由于 2014 年起货运量统计口径发生变化,根据增幅与降幅对数据进行了相应调整,历史数据见表 2。

表 2 北京市 1999–2018 年货运量及相关影响因素汇总表

年份	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
1999	9 536	2 716.3	78.4	730.7	184.3	1 722.9	1 155.6	9 322	1 257.2	1 509.3	343.6
2000	11 814	3 216.8	79.3	853.9	190.7	2 092.9	1 170.6	10 590	1 363.6	1 658.7	494
2001	13 393	3 775.3	80.8	947.6	205.3	2 541.6	1 297.4	11 939	1 385.1	1 831.4	515
2002	14 546	4 400.3	82.4	1 032.6	231.1	3 054.2	1 530.5	12 949	1 423.2	2 005.2	525.1
2003	15 879	5 108.9	84.1	1 237.3	265.4	3 522.1	1 814.3	14 535	1 456.4	2 296.9	685
2004	17 171	6 173.2	85.4	1 573.4	302.5	4 211.9	2 157.1	16 502	1 492.7	2 626.6	945.8
2005	18 437	7 150.7	86.9	1 730.7	324.2	5 008.9	2 528.3	18 775	1 538	2 911.7	1 255.1
2006	19 469	8 326.2	87.2	1 856.3	375	6 007.7	2 827.2	21 415	1 601	3 295.3	1 580.4
2007	20 770	10 087.4	99.4	2 116.7	432.9	7 438.4	3 371.5	23 752	1 676	3 835.2	1 930
2008	21 885	11 425.5	111.4	2 173	502.3	8 638.8	3 966.6	26 918	1 771	4 645.5	2 716.9
2009	22 017	12 470.3	116.8	2 348.3	559.8	9 445.4	3 848.5	29 329	1 860	5 387.5	2 147.9
2010	23 712	14 504.3	122.8	2 817.1	633.5	10 930.9	4 858.4	32 132	1 961.9	6 340.3	3 016.6
2011	26 849	16 702.5	134.5	3 115	712.8	12 740.2	5 493.5	36 365	2 018.6	7 222.2	3 895.8
2012	28 649.5	18 446.8	148.4	3 381.7	775	14 141.7	5 910.6	40 306	2 069.3	8 123.5	4 081.1
2013	29 536.2	20 438	159.8	3 661.6	839.2	15 777.4	6 462.8	44 564	2 114.8	8 872.1	4 299.4
2014	30 806.26	22 051.2	159.2	3 859.6	910.9	17 121.5	7 032.2	48 532	2 151.6	9 638	4 155.4
2015	30 036.1	23 817.7	140.4	3 830.7	961.9	18 884.7	7 562.3	52 859	2 170.5	10 338	3 194.2
2016	31 147.44	25 776.9	129.8	4 026.7	1 025.5	20 594.9	7 990.9	57 275	2 172.9	11 005.1	2 823.8
2017	30 867.11	28 103	120.4	4 274	1 140.8	22 567.8	8 461.7	62 406	2 170.7	11 575.4	3 237.2
2018	32 626.53	30 411.8	118.7	4 464.6	1 274.9	24 553.6	8 948.1	67 990	2 154.2	11 747.7	4 124.3

3.2 数据预处理

通过分析影响北京市物流需求的因素可以看出,用于需求预测的预选指标较多,并不是每个都能满足预测模型的构建原则,若将所有因素指标都纳入预测系统,不仅会产生庞大的工作量,还会影响预测结果的准确性。因此,需要对预选指标集进行筛选,选取最有价值的指标进行定量分析。灰色关联分析根据事物的发展趋势进行分析,样本量的多少对其结果没有很大影响,同时不受典型的分布规律限制,计算量比较小,本文采用灰色关联分析对预测指标进行筛选。

按照灰色关联度分析方法进行预测指标筛选是以货运量作为参考母序列,其余 10 个指标作为比较序列。首先对各个数据列进行数据无量纲化处理,在分辨系数 $\rho=0.5$ 的情况下,计算每个比较序列 X_i 与参考序列 Y 的关联系数 $\xi_i(1,2,\dots,10)$,结果见表 3。

表 3 货运量和各个指标灰色关联度系数

指标	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
ξ_i	0.653 7	0.820 9	0.747 8	0.705 9	0.629 3	0.674 8	0.702 2	0.801 9	0.645 8	0.636 2

表 3 列出了货运量与各个指标之间的灰色关联度系数,可以看出 10 个指标中与货运量关联更紧密的 6 个指标分别为:第一产业产值(X2)、第二产业工业产值(X3)、第二产业建筑业产值(X4)、人口规模(X6)、城镇居民可支配收入(X7)、固定资产投资总额(X8)。最终选择这 6 个指标作为 BP 神经网络的输入向量预测影响因素的未来值。

3.3 BP 神经网络预测

应用 BP 神经网络进行预测,首先采用一组样本数据对神经网络进行训练,然后将另一组数据输入训练好的网络进行预测。本文将灰色关联度分析筛选出的 6 个指标 1999–2018 的历史数据作为训练样本输入值,1999–2018 年货运量作为训练样本的输出值进行网络训练。形成训练好的神经网络后,还要确定预测的输入向量,指数平滑法对数据的结构及数量需求简单,有上期的原始数据和上期的预测值就可以预测未来的数值,当物流需求呈趋势变动时,一次指数平滑模型不能取得较好的预测效果。因此应用二次指数平滑预测方法,克服一次指数平滑预测方法的不足,分别预测出 6 个指标 2019–2023 年的值作为 BP 神经网络的输入向量^[5]。

通过观察,6 个影响因素趋势呈明显变动,宜取较大的 α 值(一般取 0.6–0.9),本文为得到更加精确的预测结果,对 $\alpha=0.7$, $\alpha=0.8$, $\alpha=0.9$ 进行比较,从中选择更优的平滑系数进行预测。

以第一产业产值为例,原始值和预测值的分析见表 4。

由表 4 可知,当 $\alpha=0.9$ 时, MSE 最小,可以得到更好的预测结果。由此可得 2019–2023 年第一产业产值的指数平滑预测数据,见表 5。

表4 第一产业产值原始值和预测值分析

年份	原始值	$\alpha=0.7$	相对误差	$\alpha=0.8$	相对误差	$\alpha=0.9$	相对误差
2000	79.3	78.4	1.13%	78.4	1.13%	78.4	1.13%
2001	80.8	79.66	1.41%	79.84	1.19%	80.2	0.74%
2002	82.4	81.697	0.85%	81.952	0.54%	82.153	0.30%
2003	84.1	83.680 8	0.50%	83.859 2	0.29%	83.958 4	0.17%
2004	85.4	85.611 7	0.25%	85.721 6	0.38%	85.774 1	0.44%
2005	86.9	86.864 8	0.04%	86.838 3	0.07%	86.776 2	0.14%
2006	87.2	88.359 8	1.33%	88.362 4	1.33%	88.371 5	1.34%
2007	99.4	88.199 1	11.27%	87.967 4	11.50%	87.735 5	11.73%
2008	111.4	104.775 1	5.95%	106.980 5	3.97%	109.255 4	1.93%
2009	116.8	120.433 1	3.11%	122.089 5	4.53%	123.087 7	5.38%
2010	122.8	124.976 1	1.77%	124.492 6	1.38%	123.479	0.55%
2011	134.5	129.778 7	3.51%	129.265 5	3.89%	128.872 9	4.18%
2012	148.4	143.171 4	3.52%	144.038 5	2.94%	145.067 8	2.25%
2013	159.8	159.587 7	0.13%	160.764 8	0.60%	161.698	1.19%
2014	159.2	171.543 2	7.75%	171.760 4	7.89%	171.611 3	7.80%
2015	140.4	166.025	18.25%	163.585 6	16.51%	161.063 4	14.72%
2016	129.8	135.864 1	4.67%	130.371 8	0.44%	125.608 6	3.23%
2017	120.4	120.532 2	0.11%	118.501 3	1.58%	118.155 1	1.86%
2018	118.7	110.536 6	6.88%	110.217 6	7.15%	110.592 9	6.83%
MSE		57.680 5		50.154 9		44.968 4	

表5 2019–2023年第一产业产值的指数平滑预测数据

年份	2019	2020	2021	2022	2023
第一产业产值(亿元)	115.401	112.183 1	108.965 2	105.747 4	102.529 5

同理,根据以上步骤,可得出其他输入向量指标的预测值,最终输入向量预测值见表6。

表6 BP神经网络最终输入向量预测值

年份	2019	2020	2021	2022	2023
第一产业产值(亿元)	115.401	112.183 1	108.965 2	105.747 4	102.529 5
第二产业工业产值(亿元)	4 661.489 6	4 859.000 2	5 056.510 9	5 254.021 5	5 451.532 2
第二产业建筑业产值(亿元)	1 403.648 5	1 532.691 4	1 661.734 3	1 790.777 2	1 919.820 1
固定资产投资总额(亿元)	9 425.783 8	9 904.430 9	10 383.078	10 861.725	11 340.372 1
城镇居民可支配收入(元)	73 461.429 8	78 938.859 4	84 416.288 9	89 893.718 5	95 371.148 1
人口规模(万人)	2 144.663 8	2 134.376 5	2 124.089 1	2 113.801 8	2 103.514 4

本文建立的是以第一产业产值(亿元)X2、第二产业工业产值(亿元)X3、第二产业建筑业产值(亿元)X4、人口规模(万人)X6、城镇居民可支配收入(元)X7、固定资产投资总额(亿元)X8等影响因素为输入向量,货运量为输出向量的BP神经网络预测模型。

在BP神经网络中,由于其原始的输入数据单位

不统一,且不同指标间数据值相差较大,为加快训练网络的收敛,防止神经元输出饱和现象,将原始数据转化为无量纲的表达式。本文采用Matlab中premnmx()函数对输入数据进行归一化,输出数据时利用postmnmx()函数进行反归一化处理。

由于单隐含层的BP网络非线性映射能力较强,因此本文采用典型的三层神经网络进行模型仿真。根据Kolmogorov定理初步确定隐含层神经元的个数: $l = \sqrt{m + n} + \alpha$,其中n为输入层神经元个数,m为输出层神经元个数, α 的取值范围为1–10,本文中输入节点n=6,输出节点m=1,应用上面公式可知,隐含层神经元的范围为4–13,根据经验与代入分析,最终选择隐含层神经元的个数为7^[6],形成的BP网络结构如图2所示。

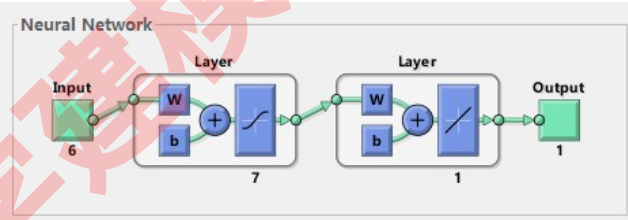


图2 BP网络结构

本文选取tansig函数作为隐含层的转移函数,选取purelin函数作为输出层的转移函数,并将模型的迭代次数设为100,目标值的误差限设为0.000 1,学习率设为0.1。

神经网络在训练次数达到7次左右时就已经收敛,误差为 $1.783 \times 10e^{-5}$,满足程序中所要求误差限,故在epochs=7时神经网络便学习结束停止训练,其误差模拟曲线如图3所示。

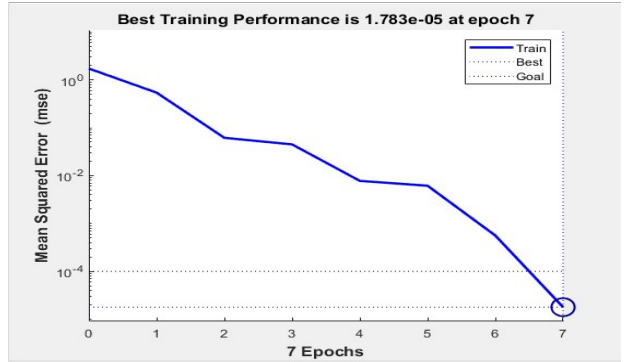


图3 BP神经网络训练误差模拟曲线

BP 神经网络输出结果见表 7。

表 7 BP 神经网络输出向量预测值

年份	2019	2020	2021	2022	2023
货运量(万 t)	26 762	26 280	27 334	33 910	31 746

3.4 GM(1,1)灰色模型预测

根据灰色预测的相关理论可知,要对样本数据进行检验,判断样本是否符合灰色预测的基本条件。

(1)令 $x^{(1)}(k)=\sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$; $k=1,2,...,20$ 。

(2)光滑度检验。由光滑比 $\rho(k)=\frac{x^{(k)}}{\sum_{i=1}^{k-1} x^{(i)}}=\frac{x^{(0)}(k)}{x^{(1)}(k-1)}$, $k=3,4,\cdots,20$ 可算得 $\rho(k)$ 的数值,经过计算验证,当 $k>3$, $\rho(k+1)/\rho(k)<1$,且 $\rho(k)\in[0,\varepsilon]$, $\varepsilon<0.5$ 时,原始数据符合光滑度条件。

(3)检验是否符合指数规律。根据 $\delta^{(1)}(k)=\frac{x^{(1)}(k)}{x^{(1)}(k-1)}$, $k=1,2,\cdots,20$,可求得 $\delta^{(1)}(k)$,当 $k>3$ 时, $\delta^{(1)}(k)\in[1,1.5]$,可建立 GM(1,1)模型。

具体结果见表 8。

表 8 光滑度检验指标

年份	k	$x^{(0)}$	$x^{(1)}$	$\rho(k)$	$\delta^{(1)}(k)$
1999	1	9 536	9 536		
2000	2	11 814	21 350	1.238 9	2.238 9
2001	3	13 393	34 743	0.627 3	1.627 3
2002	4	14 546	49 289	0.418 7	1.418 7
2003	5	15 879	65 168	0.322 2	1.322 2
2004	6	17 171	82 339	0.263 5	1.263 5
2005	7	18 437	100 776	0.223 9	1.223 9
2006	8	19 469	120 245	0.193 2	1.193 2
2007	9	20 770	141 015	0.172 7	1.172 7
2008	10	21 885	162 900	0.155 2	1.155 2
2009	11	22 017	184 917	0.135 2	1.135 2
2010	12	23 712	208 629	0.128 2	1.128 2
2011	13	26 849	235 478	0.128 7	1.128 7
2012	14	28 649.5	264 127.5	0.121 7	1.121 7
2013	15	29 536.2	293 663.7	0.111 8	1.111 8
2014	16	30 806.26	324 469.96	0.104 9	1.104 9
2015	17	30 036.1	354 506.06	0.092 6	1.092 6
2016	18	31 147.44	385 653.5	0.087 9	1.087 9
2017	19	30 867.11	416 520.61	0.080 0	1.080 0
2018	20	32 626.53	449 147.14	0.078 3	1.078 3

基于 1999–2018 年的数据构建灰色模型 GM(1,1),得到灰色模型预测方程为:

$x^{(k+1)}=278\,897.0\times e^{0.049\,995\,71}-269\,361.0$

预测得到 1999–2018 年数据及误差见表 9。

表 9 货运量 1999–2018 年预测及误差

年份	原始值	拟合值	残差 ε	相对残差 $\varepsilon(k)$
1999	9 536	9 536	0	0
2000	11 814	14 298	2 484.1	0.210 3
2001	13 393	15 031	1 638.1	0.122 3
2002	14 546	15 802	1 255.7	0.086 3
2003	15 879	16 612	732.8	0.046 1
2004	17 171	17 463	292.4	0.017
2005	18 437	18 359	-78.3	0.004 2
2006	19 469	19 300	-169.1	0.008 7
2007	20 770	20 289	-480.7	0.023 1
2008	21 885	21 329	-555.5	0.025 4
2009	22 017	22 423	406	0.018 4
2010	23 712	23 573	-139.5	0.005 9
2011	26 849	24 781	-2 068	0.077
2012	28 649.5	26 051	-2 598.1	0.090 7
2013	29 536.2	27 387	-2 149.2	0.072 8
2014	30 806.26	28 791	-2 015.2	0.065 4
2015	30 036.1	30 267	230.9	0.007 7
2016	31 147.44	31 819	671.3	0.021 6
2017	30 867.11	33 450	2 582.9	0.083 7
2018	32 626.53	35 165	2 538.3	0.077 8

对模型进行诊断是判断模型可靠性的重要依据,比较常用的对预测模型进行诊断的方法为通过计算后验比及小误差概率,C 值和 P 值是否落于可靠范围,以上指标决定了是否能应用该模型对货运量进行预测,最后,根据检验的原理对模型进行检验^[7]。

由模型检验结果可得,均方误差为 $2.257\,0\times 10^6$,相对残差为 0.053 2,后验比 C 为 0.210 5,小误差概率值为 1,均达到“优”级别,此预测结果可信^[8]。预测结果见表 10。

表 10 货运量 2019–2023 年预测值

年份	2019	2020	2021	2022	2023
货运量(万 t)	36 968	38 863	40 855	42 950	45 152

3.5 BP 神经网络和 GM(1,1)灰色模型组合预测

为了充分利用各单项模型的预测信息,提高预测结果的精确度,本文对 BP 神经网络模型、GM(1,1)灰色模型两种单项预测方法赋予不同权重,对北京市物流需求进行组合预测。

根据上文理论与计算,组合预测模型中,BP神经网络模型、GM(1,1)灰色模型的权重分别取0.5、0.5,0.4、0.6,0.3、0.7,求得北京市2019–2023年货运量的范围,预测结果见表11。

表11 北京市货运量2019–2023年组合预测范围

权重	年份	2019	2020	2021	2022	2023
0.7、0.3	货运量(万t)	29 823.8	30 054.9	31 390.3	36 622	35 767.8
权重	年份	2019	2020	2021	2022	2023
0.6、0.4	货运量(万t)	30 844.4	31 313.2	32 742.4	37 526	37 108.4
权重	年份	2019	2020	2021	2022	2023
0.5、0.5	货运量(万t)	31 865	32 571.5	34 094.5	38 430	38 449

由以上预测过程可以看出,二次指数平滑法能有效提高BP神经网络输入向量的质量,提高指标的预测精度,既综合历史数据的时间序列变化趋势,又考虑因素对物流需求因果关系的影响,使得预测结果更具科学性,组合预测的精度比各单项预测更精确,克服了单项预测的片面性,采用不同权重的组合预测也提高了组合预测的精度。

受现有统计制度、统计口径变化的影响以及可供研究的年份较少,很难获取全面准确的数据,一定程度上会影响指标的客观性,而后影响预测的准确性,因此北京市统计局还应提高采集数据的全面性与准确性。

北京市物流需求预测研究具有十分重要的理论价值和现实意义,我们仍需不断开阔研究思路、拓展研究内容、改进研究方法,从而丰富城市物流需求预测的研究成果。

3.6 推进北京物流业发展的有效途径

通过组合预测模型对北京市物流需求进行预测研究,可以看到随着经济的迅猛发展和市场开放程度不断扩大,北京市货运量总体呈增长趋势,物流业增长空间极大,应大力发展现代物流业。北京市可以从以下几个方面入手,满足日益增长的物流需求,促进北京物流产业的健康发展。

(1)加大物流产业的资金投入和政策措施支持。在商品流通的整个过程中,物流起到了连接供应和需求的枢纽作用。与物流相关的各项基础建设具有投资规模大、周期长以及整体效益高等特点,需要相关政府部门或者行业组织给予资金和措施方面

的支持。具体来说,可从以下两方面具体实施:一方面,加大各类物流节点的基础设施建设力度,促进物流过程的顺利高效进行;另一方面,通过减免税费、实施土地优惠、改善企业融资环境等政策措施以减少企业的运营压力,建设科学有效的物流信息平台,促进物流过程的科学高效流通。

(2)依托京津冀协同发展,为物流发展注入新活力。北京市应响应经济新常态的发展要求,推动国民经济和物流产业的协同发展。北京市不仅应加快地区经济的发展,还应加快共享京津冀地区物流产业设施建设,促进京津冀物流发展一体化,从而实现京津冀地区的经济发展,并以此为突破口拓展市场空间,寻找新的经济增长点等,将三个省市的发展特色结合到一体化经济的发展中,最终实现北京市第一二产业的发展。

(3)大力发展制造业物流,不断提升创新能力。鼓励物流企业向供应链上下游延伸服务,依托现代物流业的先进技术,辅助现代化高端制造类产业创新发展。发展绿色物流,带动传统产业的转型升级,在现有基础上开展物流业与其他行业的协同发展,实现优势互补和融合发展。构建供应链管理平台,发展智能物流、供应链物流、精益物流等高端制造业物流服务,促进物流业与其他行业的联动、融合发展。

[参考文献]

[1] 耿立艳,张占福.物流需求预测方法研究进展[J].物流技术,2020,39(1):1–5,27.

[2] 何国华.区域物流需求预测及灰色预测模型的应用[J].北京交通大学学报(社会科学版),2008(1):33–37.

[3] 胡小建,张美艳,卢林.物流需求预测模型构建[J].统计与决策,2017(19):185–188.

[4] 邱慧,黄解宇,董亚兰.基于灰色系统模型的山西省物流需求预测分析[J].数学的实践与认识,2016,46(13):66–70.

[5] 韩正超,张有云,黄文霞.基于BP神经网络的济南市物流需求预测[J].软件,2020,41(3):149–152,241.

[6] 王晓平,闫飞.基于GA–BP模型的北京城镇农产品冷链物流需求预测[J].数学的实践与认识,2019,49(21):17–27.

[7] 卜令营,侯宏,樊东鑫.基于GM(1,1)回归模型的烟台市物流需求预测[J].物流技术,2019,38(12):42–48.

[8] 黄敏珍,冯永冰.灰色预测模型在区域物流需求预测中的应用[J].物流科技,2009,32(3):17–20.