

基于灰色马尔科夫模型江苏城镇农产品 冷链物流需求量的预测

步陈雨, 陈 荔

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要:从江苏省城镇居民农产品冷链物流的需求状况作为研究点。以《江苏统计年鉴》2011—2019 年的数据作为样本,选取了鲜菜,猪肉,鱼虾,鲜蛋,鲜奶,瓜果等影响因子,逐步缩小数据筛选范围。运用灰色 GM(1,1)模型结合 Matlab2017b 软件对江苏省城镇居民未来五年冷链的需求量进行预测,预测模型结果表明精度为 97.62%,并通过马尔科夫链进行优化,使预测的精度达到 98.61%。实验结果给相应的部门提供数据借鉴,以期为促进农产品冷链的供需平衡提供理论支持。

关键词:灰色 GM(1,1);马尔科夫链;冷链需求;状态转移

中图分类号:F293.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2021)01-0108-07

近年来随着国家政策、交通工具、运输条件,物流环境的变化,生鲜农产品冷链物流取得飞速的发展。大部分生鲜农产品需要进行运输、储藏、加工等方式才能满足城镇居民的需要,然而在这些过程中不可避免地会造成生鲜农产品的损失。以发达国家为例美国、加拿大、日本冷链物流体系较为成熟,蔬菜、肉类、水果等生鲜农产品的损失率不足 5%,而我国农产品的损失率在 30%左右。江苏省作为长三角一体化的重要发展区域,以江苏省作为研究对象不仅有助于对江苏省物流运作设施进行合理的规划,对城市供给需求进行改进,减少物流成本的浪费,提升物流运作效率,更能在全国起到率先示范的作用。

在研究农产品冷链物流需求研究方面,吴英^[1]基于六合市城镇居民的人口数,运用灰色 GM(1,1)模型对农产品冷链物流进行预测。朱贺^[2]基于多元回归分析,将公路货运量铁路货运量等因素作为预测相关性指标。王晓平^[3]在对农产品冷链物流预测方面,对农产品冷链物流的影响因子采用主成分分析法去除相关性,通过 GA-BP 神经网络的模型对北京市 2016—2020 年农产品冷链物流进行预测分析,误差结果控制在 1%以内。王秀梅^[4]运用权重组合分配法,结合偏最小二乘法,对预测误差进行

估算,其相对误差均值为 1.4%。

在江苏省农产品冷链物流研究方面,陈祯^[5]着重分析了物联网技术在加工、包装、运输等环节的应用,研究表明运用物联网技术可以有效地提升农产品冷链物流的运输效率,促进农产品冷链物流运输的稳定高效的发展。

在对农产品冷链物流的研究过程中由于数据增长或减少的不规律性,一些传统的预测方法如线性回归法,主成分分析法不能对农产品冷链物流需求量的精度进行准确反映^[6],通过查阅资料,江苏省冷链物流数据较少,而一些模型如时间序列预测模型和 BP 神经网络需要大量的数据支撑^[7],因此还需要选择合适的模型对江苏省城镇居民冷链物流总量进行预测。

廖普明^[8]运用马尔科夫状态转移对商品市场进行了状态预测,结果表明状态转移可以缩小预测的范围提高预测的精度,可用于对数值模型进行优化。索瑞霞^[9]采用无偏差的动态方法,将误差的概率进一步提升。以上学者的研究表明灰色 GM(1,1)模型和马尔科夫链所需的数据量较少,可以通过寻找最优化的方法提升预测的精度和范围。

鉴于以上的理论本文选取灰色马尔科夫模型

收稿日期:2020-07-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(71871144)。

作者简介:步陈雨(1993—),男,江苏南通人,上海理工大学管理学院,硕士研究生,研究方向:供应链管理,供应链数据分析;陈荔(1967—),女,辽宁大连人,上海理工大学管理学院,副教授,博士,研究方向:企业供需网及其管理,技术转移。

对数值进行优化,对比前人的成果本文给出的模型步骤较为清晰^[10],优先得出 2017 年的优化值,再通过公式对 2019—2026 年的数值给出预测结果。

1 研究方法 with 数据来源

文中首先通过对江苏省城镇居民人均农产品冷链物流消耗量,计算出冷链物流的需求总量。运用灰色 GM(1,1)模型进行数值预测,通过马尔科夫模型对江苏城镇居民农产品冷链物流需求总量进行优化^[11],马尔科夫链弥补了灰色 GM(1,1)模型数据预测精度的不足。

以往学者主要只对单数据类别进行预测,查阅江苏统计年鉴等相关资料,本文将生鲜农产品定义为鲜菜、猪肉、水产品、鲜蛋、鲜奶以及鲜瓜果等日常生活必需品,将多个因子考虑其中,提高预测的精度。

2 灰色 GM(1,1)模型

灰色理论模型是对未确定的相关数据进行预测,显示与时间变化有关的预测模型。^[12]灰色模型通常记为 GM(n,h)模型,灰色 GM(1,1)模型是 GM(n,h)模型的一阶微分方程(n 为微分方程个数,h 为变量个数)。通过对比传统的线性回归预测模型,灰色 GM(1,1)模型具有需求数据少,模型精度高等特征。

运用灰色模型对数据进行预测时首先需要进行准光滑度检验^[13],判断数据是否满足光滑度检测条件,其检验公式如下:

$$p(k) = \frac{x^{(0)}(k)}{x^{(1)}(k)} = \frac{x^{(0)}(k)}{x^{(1)}(k-1)}, \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

数满足光滑度检条。

$$1) \frac{p(k+1)}{P(k)} < 1, \quad k = 2, 3, \dots, n$$

$$2) p(k) \in [0, \theta], \quad k = 3, \dots, n$$

$$3) \theta < 0.5$$

灰色模型建立步骤如下所示:

1) 设 $x^{(0)} \geq 0$, 其对应于时间序列的原数列:

$$X^{(0)}(k) = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \\ x^{(0)}(k) \geq 0, k = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

2) 弱化数据的随机性,同时进行累加处理生成数列:

$$X^{(1)} = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad (3)$$

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$$

3) $x^{(1)}$ 对作均值处理:

$$Z^{(1)}(k) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)), k \geq 2 \quad (4)$$

其紧邻均值 $Z^{(1)}\{z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n)\}$; $z^{(1)}(k)$ 为白化背景值。

4) 对其建立微分方程:

$$\frac{dX(1)}{dt} + aX^{(1)} = \mu \quad (5)$$

由最小二乘法计算可得:

$$\hat{a} = \begin{pmatrix} a \\ \mu \end{pmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y \\ k = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix},$$

5) 求出响应方程:

$$x_1^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{u}{a}\right) e^{-ak}, k = 1, 2, \dots,$$

$n-1$

6) 由累减还原:

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1)$$

当 $k=1$ 时

$$\hat{x}^{(0)}(0) = \hat{x}^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$$

当 $k \neq 1$ 时

$$\hat{x}^{(0)}(k) = (1 - e^a) \left(x^{(0)}(1) - \frac{u}{a}\right) e^{-u(k-1)}$$

$$2 \leq k \leq n \quad (6)$$

通过对 GM(1,1)模型精度检验,比较其后验差值比和小误差概率,可以将模型精度控制在一定范围。

1) $x^{(0)}$ 均方差的平方:

$$S_1^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x^{(0)}(k) - \bar{x}^{(0)})^2 \quad (7)$$

2) 残方差的平方:

$$S_2^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (\epsilon^{(0)}(k) - \bar{\epsilon})^2, \bar{\epsilon} \text{ 为残差平均值。} \quad (8)$$

3) 后验差值比:

$$C = \frac{\sqrt{S_2^2}}{S_1^2} \quad (9)$$

4) 小误差的概率:

$$P = P\{|\epsilon^{(0)}(i) - \epsilon| < 0.6745 S_1\} \quad (10)$$

5) 相对误差:

$$P_{(k)} = \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \quad (11)$$

将计算所得后验差值比和小误差概率的数值

对照表 1,可计算出模型的精度范围。

表 1 GM(1,1)模型精度对照标准

预测精度等级	相对误差	小误差的概率	均方差比值
好	0.01	≥ 0.95	≤ 0.35
合格	0.05	(0.8,0.95)	(0.35,0.50)
一般	0.10	(0.7,0.8)	(0.50,0.65)
不合格	0.20	≤ 0.7	≥ 0.65

3 马尔科夫模型

马尔可夫模型是由俄国数学家 Markov 于 1906 年提出来的,其定义如下:设 $\{X_n, n=1,2,\cdots\}$ 是由一个随机序列构成,状态的空间 S 为有限个,并对于任意的正整数 m,n ,若 $i,j,i_k \in S(k=1,2,\cdots n-1)$ 有 $P\{X_{n+m}=j|X_n=i,X_{n-1}=i_{n-1},\cdots,X_1=i_1\}=P\{X_{n+m}=j|X_n=i\}$,则称 $\{\epsilon_n, n=1,2,\cdots\}$ 为一个马尔可夫链(简称马氏链)。

由定义可知马尔科夫转移过程只与相连接前一次的数据有关,而与过去的其它数据无关。马尔科夫模型是通过灰色 GM(1,1)模型预测的数据进行,依据计算的相对值划分状态转移矩阵,从状态转移矩阵经过步中找出最优状态,从而对未来变化趋势做出估算。

3.1 状态划分

利用原始数据和灰色预测数据计算出相对值,根据相对值划分为 m 个区间^[14],每个区间代表当前状态。由于区间划分过多会引起数据的复杂,划分较少则无法进行精确的数据预测,所以区间一般划分为 3—4 个,用 $S_i \in [l_i, b_i]$ 表示, $i=1,2,3,\cdots n$, 其中 l_i, b_i 为区间的上下限^[15]。

状态转移概率 p_{ij} 的计算:

$$P_{ij}^k = \frac{n_{ij}^k}{n_i}$$

其中 k 代表状态转移的步数, P_{ij} 表示状态 S_i 经过 k 步到达 S_j 的概率, n_i 表示 S_i 的个数, n_{ij}^k 表示 S_i

经过转 k 步到达 S_j 个数,而转移过程中由于末尾年份的数据转向不够明确,所以取消末尾数据参与计算。

3.2 构造状态转移矩阵

由转移概率 P_{ij} 经过转移组成的状态矩阵为

$$E^{(k)} = \begin{bmatrix} p_{11}^k & p_{12}^k & \cdots & p_{1r}^k \\ p_{21}^k & p_{22}^k & \cdots & p_{2r}^k \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{r1}^k & p_{r2}^k & \cdots & p_{rr}^k \end{bmatrix}$$

状态转移过程中需满足以两个条件:

- (1)对一切 $i,j, \in E, 0 \leq p_{ij} \leq 1$;
- (2)对一切 $i \in E, \sum_{j \in E} p_{ij}(m) = 1$

本文研究的为 $k=1$ 的状况,即经过一步转移状态矩阵为

$$E^{(1)} = \begin{bmatrix} p_{11}^1 & p_{12}^1 & \cdots & p_{1r}^1 \\ p_{21}^1 & p_{22}^1 & \cdots & p_{2r}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{r1}^1 & p_{r2}^1 & \cdots & p_{rr}^1 \end{bmatrix}$$

3.3 确定马尔科夫链优化值

矩阵 $E^{(k)}$ 对应的行向量组成的状态列表中列向量和的最大值即为最佳转移状态^[12],结合状态划分,所以最终优化预测值为

$$y^{(0)}(i+1) = \frac{1}{2}(l_i + b_i) \cdot \hat{x}^{(0)}(i+1) \tag{12}$$

其中 l_i 为下限值, b_i 为上限值, $\hat{x}^{(0)}(i+1)$ 为灰色模型的预测值, $y^{(1)}(i+1)$ 为灰色马尔科夫模型优化的最终值。

4 实证分析

由于原始数据的可获得性,对可获得的数据进行筛选,选取了 2011—2019 年《江苏统计年鉴》中城镇居民家庭人均冷链产品的消耗总量和各年份对应的城镇人口总数,并将它们相乘得出城镇人口冷链产品消费总量如表 2、表 3 所示。

表 2 江苏省城镇居民冷链产品人均消费量(单位:kg)

年份 类别	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
鲜菜	116.57	121.55	115.34	107.4	109.9	95.9	97.2	99.6	101.3
猪肉	20.43	21.86	21.19	20.4	21.0	20.5	20.5	20.1	20.5
鱼虾	16.82	16.80	16.13	17.4	19.3	19.1	19.5	20.0	20.1
鲜蛋	10.66	10.75	11.82	9.7	9.8	9.5	10.3	10.6	10.9
鲜奶	19.5	20.16	19.03	20.41	20.9	20.9	19.2	18.6	18.1
瓜果	52.72	54.44	47.32	49.8	49.2	45.6	47	49.5	51.5
总计	236.7	245.56	230.83	225.11	230.1	211.5	213.7	218.4	222.4

表 3 江苏省城镇居民冷链产品消费总量

年份	人口数/万	人均需求总量/kg	需求总量/kt
2011	4 342.51	236.7	1 027 872.12
2012	4 767.63	245.56	1 169 785.69
2013	4 889.36	230.83	1 128 610.97
2014	4 990.09	225.11	1 123 319.16
2015	5 090.01	230.10	1 171 211.30
2016	5 190.76	211.50	1 097 845.74
2017	5 305.83	213.70	1 133 855.87
2018	5 416.65	218.40	1 182 996.36
2019	5 520.95	222.40	1 227 859.28

$P_k = \{1.1381, 0.5136, 0.3377, 0.2632, 0.1953, 0.1688, 0.1507, 0.1359\} \frac{pk+1}{pk} = \{0.4513, 0.6575, 0.7794, 0.7420, 0.8463, 0.8928, 0.9018\}$ 。根据计算结果可知,当 $k > 3$ 时 $p_k < 0.5$,对于所有数值满足条件 $\frac{p(k+1)}{p(k)}$,该检测结果符合灰色 GM(1,1)模型所需条件,因此数据的选择符合灰色模型必须满足的条件,可以用以上数据对江苏省城镇居民冷链需求量进行预测。

4.1 灰色 GM(1,1)预测模型的建立

由公式(2)可知:

$$X^{(0)} = \{1027872.12, 1169785.69, 1128610.97, 1123319.16, 1171211.30, 1097845.74, 1133855.87, 1182996.36, 1227859.28\}$$

由公式(3)进行累加处理生成序列:

$$X^{(1)} = \{1027872.12, 2197657.81, 3326268.78, 4449587, 5620799.28, 6718644.98, 7852500.85, 9035497.21, 10263356.50\}$$

通过公式(4)可得紧临均值:

$$Z^{(1)} = \{1612764.96, 2761963.29, 3887928.36, 5035193.58, 6169722.10, 7285572.91, 8443999.025, 9649426.85\}$$

累加矩阵和常数向量分别为

$$B = \begin{bmatrix} -1613764.96 & 1 \\ -2761963.29 & 1 \\ -3887928.36 & 1 \\ -5035193.59 & 1 \\ -6169722.11 & 1 \\ -7285572.91 & 1 \\ -8443999.03 & 1 \\ -9649426.86 & 1 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} 1169785.69 \\ 1128610.97 \\ 1123319.16 \\ 1171211.30 \\ 1097845.74 \\ 1133855.87 \\ 1182996.36 \\ 1227859.28 \end{bmatrix}$$

最小二乘法结合 Matlab2017b 软件算得出 $\hat{a} =$

$$\begin{pmatrix} a \\ \mu \end{pmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y = \begin{pmatrix} -0.0067 \\ 1.1168 \end{pmatrix}$$
 将计算得到的 a, μ ,带入公式中从而可得响应方程为:

$$x^{(1)}(k+1) = 1028038.8e^{0.0067k} - 166.69 \quad (14)$$

利用公式(14)计算预测值如表 4 所示:

表 4 基于灰色 GM(1,1)模型江苏城镇居民人均冷链需求量的预测

年份	实际值/kt	预测值/kt	残差	相对值
2011	1 027 872.117 0	1 027 872.117 0	0.000 0	1.000 0
2012	1 169 785.690 0	1 127 537.584 2	42 248.105 8	1.037 4
2013	1 128 610.970 0	1 135 117.092 6	-14 136.581 9	0.994 3
2014	1 123 319.160 0	1 142 747.551 9	-19 428.391 9	0.983 0
2015	1 171 211.300 0	1 150 429.304 5	20 781.995 5	1.018 1
2016	1 097 845.740 0	1 158 162.695 1	-60 316.955 1	0.947 9
2017	1 133 855.870 0	1 165 948.071 0	-28 497.170 0	0.972 5
2018	1 182 996.360 0	1 173 785.781 7	-32 092.201 0	1.007 8
2019	1 227 859.280 0	1 181 676.178 8	46 183.101 2	1.039 1

注:残差=实际值-预测值,相对值= $\frac{\text{实际值}}{\text{预测值}}$ 。

对灰色 GM(1,1)模型数值进行精度检验结果显示均方差 $S_1 = 3.2779$,残差的均差 $S_2 = 1.1913$ 小误差概率和后验差值之比 $P = P\{|\epsilon^{(0)}(i) - \bar{\epsilon}| < 0.6745S_1\} = 1 \geq 0.95, C = 0.3631$,通过对照表 1 可知 GM(1,1)模型属于合格符合预测要求。

4.2 灰色马尔科夫模型进行优化

依据表 4 舍去末尾年份 2019 年的数据,依据 2011—2018 年的相对值区间的范 $[0.947 9, 1.037 4]$,将状态划分为三个范围 $[0.947 9, 0.977 9], [0.977 9, 1.007 8], [1.007 8, 1.037 4]$,落在各区间的年份记作,依次进行状态转移。如表 5

所示：

表 5 各年份所处的状态列表

年度	2011	2012	2013	2014
状态	S_2	S_3	S_2	S_2
年度	2015	2016	2017	2018
状态	S_3	S_1	S_1	S_3

由表 4 表 5 和公式(13)可知 2011 年的预测值的状态为 S_2 ，其落在状态划分的范围为 $[0.977\ 9, 1.007\ 8]$ ， $y^0(2011)=\frac{1}{2}*(0.9779+1.0078)*1027872.12=1020522.83$ ，其余年份的预测值依次如表 6 所示：

表 6 2011—2018 年模型精度对照

年份	实际值/kt	灰色 GM(1,1)模型		马尔科夫优化值	
		预测值/kt	相对误差	预测值/kt	相对误差
2011	1 027 872.12	1 027 872.12	0.000 0	1 020 522.83	0.007 1
2012	1 169 785.69	1 127 537.58	0.036 1	1 153 019.93	0.014 3
2013	1 128 610.97	1 135 117.09	0.012 5	1 127 001.01	0.001 4
2014	1 123 319.16	1 142 747.55	0.017 3	1 134 576.91	0.010 0
2015	1 171 211.30	1 150 429.30	0.017 7	1 176 429.01	0.004 5
2016	1 097 845.74	1 158 162.70	0.054 9	1 151 944.86	0.049 1
2017	1 133 855.87	1 165 948.07	0.025 1	1 122 691.40	0.009 8
2018	1 182 996.36	1 173 785.78	0.037 6	1 200 313.34	0.014 6
均值	——	——	0.023 8	——	0.013 9

从表中可以看出通过灰色 GM(1,1)模型预测其平均相对误差为 0.023 8，模型精度为 97.62%，而通过马尔科夫链进行优化后其平均误差为 0.013 9，模型精度为 98.61%，马尔科夫链进行优化后的结果明显优于灰色 GM(1,1)模型的预测值，依照作出模型对比图如图 1 所示。

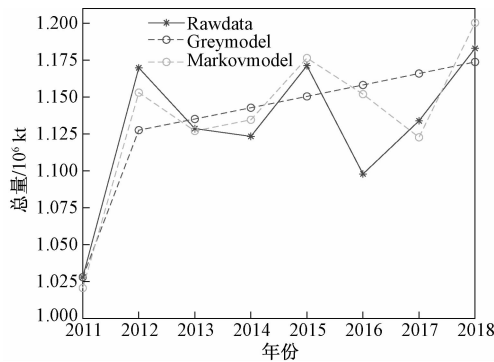


图 1 原始数据，灰色 GM(1,1)模型预测数据，马尔科夫模型预测数据折线图

从图 1 中可以看出，原始数据线性波动，呈现稳态的增长的趋势，采用 MATLAB 数据分析通过灰色 GM(1,1)模型预测未来的数据也呈现这一趋势。采用马尔科夫链优化后，2015 年和 2017 年其误差率仅为 0.45%和 0.98%，数据拟合值接近真实值。对 2019 年数据进行优化，由表 5 可得以下状态转移矩阵：

$$\mathbf{R}^1 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0.5 \\ 0 & 0.333 & 0.667 \\ 0.333 & 0.333 & 0.333 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{R}^2 = \begin{bmatrix} 0.4167 & 0.1667 & 0.4166 \\ 0.2223 & 0.3333 & 0.4444 \\ 0.2778 & 0.2222 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}^3 = \begin{bmatrix} 0.3472 & 0.1944 & 0.4584 \\ 0.2592 & 0.2592 & 0.4816 \\ 0.3054 & 0.2410 & 0.4536 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{R}^4 = \begin{bmatrix} 0.3264 & 0.2176 & 0.4600 \\ 0.2902 & 0.2469 & 0.4629 \\ 0.3039 & 0.2315 & 0.4646 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}^5 = \begin{bmatrix} 0.3145 & 0.2248 & 0.4607 \\ 0.2991 & 0.2373 & 0.4636 \\ 0.3068 & 0.2320 & 0.4612 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{R}^6 = \begin{bmatrix} 0.3106 & 0.2286 & 0.4608 \\ 0.3041 & 0.2336 & 0.4623 \\ 0.3072 & 0.2310 & 0.4618 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}^7 = \begin{bmatrix} 0.3089 & 0.2299 & 0.4612 \\ 0.3062 & 0.2322 & 0.4616 \\ 0.3075 & 0.2310 & 0.4615 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{R}^8 = \begin{bmatrix} 0.3081 & 0.2304 & 0.4615 \\ 0.3069 & 0.2313 & 0.4619 \\ 0.3074 & 0.2308 & 0.4618 \end{bmatrix}$$

根据初始状态找出各状态转移矩阵对应的行向

量,以此计算各转移步数列向量之和,如表 7 所示:

表 7 2019 年数据状态预测

起始年	所属状态	起始步数	状态		
			S1	S2	S3
2018	S ₃	1	0.333 3	0.333 3	0.333 3
2017	S ₁	2	0.416 7	0.166 7	0.416 6
2016	S ₁	3	0.347 2	0.194 4	0.458 4
2015	S ₃	4	0.303 9	0.231 5	0.464 6
2014	S ₂	5	0.299 1	0.237 3	0.463 6
2013	S ₂	6	0.304 1	0.233 6	0.462 3
2012	S ₃	7	0.307 5	0.231 0	0.461 5
2011	S ₂	8	0.306 9	0.231 3	0.461 9
合计			1.700 2	1.168 2	2.137 5

经过计算,由表 7 可以看出,状态 3 的列向量之和为 $2.1375>1.7002>1.1682$,所以可以预测出 2019 年江苏省城镇居民的冷链产品需求量处于状态 3,即位于区间 $[1.007\ 9,1.037\ 4]$ 之间,由公式(13)可以计算出预测值 $y=0.5*(1.0374+1.0079)*1181676.1788=1208441.1442\text{ kt}$,而此时相对误差为 0.015 8,由于灰色模型预测值的相对误差为 0.037 6,从列表中可以推算出未来的预测值逐步趋于状态 3,且逐步趋于稳定增长状态。同理运用马尔代夫链优化可以预测出 2017—2024 年的数据如表 8 所示:

表 8 2017—2024 年江苏省城镇居民冷链需求量的优化预测

年份	灰色预测值/kt	预测区间	概率	优化值/kt
2019	1 181 676.17	[1 190 893.24,1 225 870.86]	0.333 3	1 208 441.05
2020	1 189 619.62	[1 127 640.44,1 163 329.03]	0.416 7	1 145 484.73
2021	1 197 616.45	[1 206 957.86,1 242 407.31]	0.458 4	1 224 682.60
2022	1 205 667.04	[1 215 071.24,1 250 758.95]	0.464 6	1 232 915.12
2023	1 213 771.75	[1 223 239.17,1 259 166.81]	0.464 6	1 241 202.99
2024	1 221 930.94	[1 231 462.00,1 267 631.16]	0.462 3	124 546.58
2025	1 230 144.98	[1 239 740.11,1 276 152.40]	0.461 5	1 257 946.26
2026	1 238 414.23	[1 248 073.63,1 284 768.07]	0.461 9	1 266 402.39

5 基于模型优化对发展农产品物流提出建议

5.1 完善农产品物流基础设施的建设

目前,比起苏南地区,苏北城镇化覆盖率较低,城镇居民江苏省农产品冷链物流技术相对落后。蔬菜物流的耗损更为严重,处于“裸冷链”模式。为此,必须加大对制冷系统的开发建设,投资冷库,对冷凝设备进行革新。在互联网时代下,随着电子商务的发展,农产品冷链物流的时效性得到增强,但是由于农产的信息网络普及率较低,在供应链环节无法做到与城镇信息进行有效对接。从而导致信息的滞后和失真,出现供给过多的现象,造成农产品的腐损严重。对农产品物流平台进行及时的信息建设,协调各供应链环节节点,为减少农产品腐损率,实现农产品供需平衡具有重要意义。

5.2 创新农产品物流企业的发展

提升农产品冷链物流的运输效率,需要企业改善供给能力,提升主体决策。农产品冷链物流的发展和企业息息相关,不仅仅涉及到运输环节,同时还包括生产、采购、配送等环节。可以通过构建物流园区拓展新型物流服务模式。不仅仅是运输、配

送,同时还包括创新农产品现代化的交易、融资等有效服务手段,从环境方面改善物流业的发展。从目前来看 2019 年底,江苏共有 49 个物流园,其中苏北有 16 个,苏北地区物流园现代化程度较低。有效的扩大物流园的建设规模,创新物流的运输发展模式,增加物流园的供货和补给能力。

5.3 政府加强宏观调控

由于农产品冷链物流模式具有后发性,受到政府政策的影响较大。政府应该采取经济和法律手段,提供必要的资金补给和专门的法律援助渠道。需要引进专业的物流技术人才,将云计算,物联网等技术渗透到农产品冷链物流中加强操作应用。对于物流主体企业可以政府可以适当的放宽税收政策,加强财政补贴,把握农产品冷链物流的发展趋势,向体系化产业化发展。政府需要发挥好监督规范的作用,弥补宏观调控过程中出现的信息滞后性,从而让企业更好的发挥自身优势,使农产品冷链物流保持足够的供需平衡。

6 结论

本文通过 GM(1,1)模型对未来五年江苏省农产品冷链物流的需求状况进行了预测,体现了最优

化的思想,并运用马尔科夫链对灰色 GM(1,1)模型的预测值进行了优化,将两者相结合,预测结果表现出优势,并通过数据预测的波动情况,对促进农产品冷链物流的发展提出了三条建议。由于数 2020 年的原始数据的缺失,且数据量的运算较大,采用马尔科夫链进行数据优化仍存在一定数据偏差,在进行马尔科夫优化过程中对数据个数的选取也无法准确的控制。

参考文献

[1] 吴英,甘霖,刘猛. 基于灰色 GM(1,1)模型的六安市农产品冷链物流需求预测[J]. 阜阳师范学院学报:自然科学版, 2019, 36(4):89—93.

[2] 谈成薇,朱贺,赵晓敏. 基于多元线性回归模型的上海市物流需求分析[J]. 物流技术,2016,35(1):34—37.

[3] 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, 46(21):76—80.

[4] 王秀梅. 基于权重分配组合法的农产品冷链物流需求趋势预测[J]. 统计与决策,2018,31(9):55—58.

[5] 陈国宏. 基于灰色模型的河南生鲜农产品冷链物流需求量预测[J]. 现代商贸工业,2019,40(11):56—58.

[6] LIU C, SHU T, CHEN S, et al. An improved grey neural net-work model for predicting transportation disruptions [J]. Expert Systems with Applications,2016,45(33):331—

340.

[7] LI K Z, LI Z W, ZHAO L J. An optimized GM(1,1) de-formation forecasting model based on Markov theory[J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 32(8):168—172.

[8] 廖普明. 基于马尔科夫链状态转移概率矩阵的商品市场状态预测[J]. 统计与决策, 2015(2):97—99.

[9] 王建华,查怡婷,王雪. 基于核和灰度的灰色马尔可夫预测模型及应用[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(2):398—404.

[10] 高芳杰,何多魁,李强. 基于改进灰色模型的农产品冷链物流需求量的预测——以甘肃省为例[J]. 邵阳学院学报:自然科学版,2018,18(22):166—170.

[11] 索瑞霞,王翔宇,沈剑. 基于动态无偏灰色马尔科夫模型的煤炭需求量预测[J]. 数学的实践与认识, 2019, 21(13):179—186.

[12] 张喜才,李海玲. 基于灰色与马尔科夫链模型的京津冀农产品冷链需求预测[J]. 商业经济研究, 2019, 44(38):27—31.

[13] 李夏培. 基于灰色线性组合模型的农产品物流需求预测[J]. 北京交通大学学报:社会科学版, 2017, 41(1):120—126.

[14] 邓聚龙,灰色预测与决策[M]. 北京:北京工业出版社, 2002:12—38.

[15] 赵广元,尚秋燕. 基于灰色理论的 ofo 需求量短时预测[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(7):1586—1590,1612.

Forecast of Cold Chain Logistics Demand of Agricultural Products in Jiangsu Based on Grey Markov Model

BU Chen-yu, CHEN Li

(School of Management, Shanghai University of Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In order to study the demand of cold chain logistics of agricultural products of urban residents in Jiangsu Province, this paper takes the data of Jiangsu statistical yearbook from 2009 to 2017 as the sample, selects the influencing factors such as fresh vegetables, pork, fish and shrimp, fresh eggs, fresh milk, melon and fruit, gradually reduces the data range, and uses the grey GM (1,1) model and MATLAB 2017b software to predict the demand of cold chain in the next five years. The accuracy of the prediction model is 97.62%, and the prediction accuracy is 98.61% through the optimization of Markov chain. The experimental results show that the optimization of the gray Markov model can provide data reference for the corresponding departments through the prediction results, in order to promote the supply and demand balance of the cold chain of agricultural products to provide theoretical support.

Key words: grey GM (1,1); Markov chain; cold chain demand; state transfer