

绿色包装与循环经济

基于灰色回归模型广州市果蔬类生鲜农产品冷链物流需求预测

刘子玲¹, 谢如鹤^{1*}, 廖晶², 何佳雯¹, 罗湖桥³

(1. 广州大学, 广州 510006; 2. 广州番禺职业技术学院, 广州 511483;

3. 广东亚太经济指数研究中心, 广州 510040)

摘要: **目的** 通过对不同预测方法的误差进行对比研究, 选取预测精度较高的方法, 促进部门科学化决策。

方法 从农产品供给、社会经济水平、冷链物流保障、居民规模与消费能力四大维度选取 15 个指标来构建影响因素指标体系, 对影响因素与冷链物流需求进行灰色关联度分析。采用 GM(1, 1)、GM(1, 6) 与主成分-多元回归线性模型对果蔬类生鲜农产品冷链物流需求进行预测。**结果** GM(1, 1) 预测模型、GM(1, 6) 预测模型、主成分-多元回归线性预测模型的预测误差分别为 2.97%、1.70%、2.53%。**结论** GM(1, 6) 预测模型预测精度最高, 该模型适用于中短期的冷链物流需求预测, 具有较高的应用价值。

关键词: 果蔬类生鲜农产品; 灰色预测模型; 主成分-多元回归线性; 需求预测

中图分类号: TB485.3; F252.21 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3563(2024)03-0243-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2024.03.028

Cold Chain Logistics Demand Forecast for Fresh Agricultural Products like Fruit and Vegetable in Guangzhou City Based on Gray Regression Model

LIU Ziling¹, XIE Ruhe^{1*}, LIAO Jing², HE Jiawen¹, LUO Huqiao³

(1. Guangzhou University, Guangzhou 510006, China; 2. Guangzhou Panyu Polytechnic, Guangzhou 511483, China;

3. Guangdong Asia-Pacific Economic Index Research Center, Guangzhou 510040, China)

ABSTRACT: The work aims to conduct a comparative study on the errors of different forecast methods, so as to select the method with higher accuracy and promote the scientific decision-making of relevant departments. Fifteen indicators were selected from the four dimensions of agricultural supply, socio-economic level, cold chain logistics security, size of the population and consumption capacity to construct the indicator system of influencing factors, and a gray correlation analysis was carried out between each influencing factor and cold chain logistics demand. The GM(1, 1) prediction model, GM(1, 6) prediction model and principal component-multiple regression linear prediction model were used to forecast cold chain logistics demand. The prediction errors of the GM(1, 1) prediction model, GM(1, 6) prediction model and principal component-multiple regression linear prediction model were 2.97%, 1.70% and 2.53%. The GM(1, 6) prediction model has high prediction accuracy, which is suitable for short and medium term cold chain logistics demand forecast and has high application value.

KEY WORDS: fresh agricultural products like fruit and vegetable; gray prediction model; principal component-multiple regression linear; demand forecast

随着经济的发展, 生活水平的不断提高, 人们越来越注重生活质量, 饮食结构随之发生变化, 对果蔬

类生鲜农产品的需求量不断增加。果蔬类生鲜农产品是人体所需营养元素的重要来源, 包含维生素、矿物

收稿日期: 2023-09-18

基金项目: 国家社会科学基金项目 (17BJY102); 广东省农产品保鲜物流共性关键技术研发创新团队 (2021KJ145)

*通信作者

质、膳食纤维等营养物质^[1]。广东作为农业大省,2022 年全省水果产量约为 1 881 万 t,同比增长 3%。全省蔬菜总产量约 3 992 万 t,同比增长了 4%^[2]。虽然生鲜农产品每年产量都保持上升趋势,但是果蔬冷链物流仍存在流通率低、腐损成本高等问题。在新冠疫情的影响下,消费者对生鲜农产品需求显著增长。准确的生鲜农产品需求预测对合理配置物流资源、实现供需匹配和制定政策具有重要意义。

在需求预测方面,学者们一般采用定性预测或定量预测,定性预测的方法一般包括访谈法、德尔菲法等,定量预测方法包括多元线性回归、灰色预测模型、BP 神经网络等。从预测结果的精度上看,定量预测优于定性预测,目前大多数学者采用的是定量预测方法。在多元线性回归模型方面,孟庆龙等^[3]采用多元线性回归模型对苹果可溶性固形物含量进行预测。Bessler 等^[4]构建向量自回归预测模型来预测肉类的需求量。在灰色预测模型方面,文先明等^[5]建立 GM (1, N) 模型对湖南省农产品冷链物流需求进行预测。周慧等^[6]利用 GM (1, 1) 对九江市的水果、蔬菜、肉类等农产品的产量进行预测。Eksoz 等^[7]采用神经网络模型和灰色模型来预测短期冷链物流需求。Liu 等^[8]运用灰色模型和灰色-BP 神经网络模型对水产品冷链物流需求进行预测。Ma 等^[9]利用灰色关系来分析各影响因素与物流需求的相关程度。Ren 等^[10]建立 GM (1, N) 模型来预测农产品冷链物流的需求。在 BP 神经网络模型方面,徐晓燕等^[11]利用 BP 神经网络对山东省的物流需求进行预测。刘艳利等^[12]利用 BP 神经网络对浙江省水产品冷链物流需求量进行预测。Huang 等^[13]采用 GM (1, 1) 模型和 BP 神经网络模型对物流需求进行了模拟预测。Yang^[14]基于 BP 神经网络对港口进出口物流进行了需求预测。He 等^[15]基于神经网络算法和灰色预测模型对冷链物流需求进行预测。

目前,在预测方法的选择上,多数学者倾向于采用单一方法,在综合运用多种方法进行需求预测上还有所欠缺。此外,在指标体系指标选取上,多集中于宏观经济指标,指标针对性亟待加强。因此,有必要对预测方法以及指标体系这 2 个方面进行更加细致的学术探讨。基于此,本文以广州市果蔬类农产品为研究对象,对比分析了 GM (1, 1)、GM (1, 6)、主成分-多元线性回归分析模型,选取预测精度最高的模型,这有助于更加准确地进行需求预测,合理配置物流资源,实现供需匹配,提高相关主体决策的科学性。此外,考虑到广州市果蔬类农产品产量大、居民喜食果蔬类农产品等现状,本文将居民果蔬农产品消费偏好纳入到影响因素指标体系之中。该指标体系能更为贴近广州市的实际情况,具有新颖性与实用性。通过选取精度更高的预测方法以及构建需求指标体系,为果蔬类冷链物流需求预测研究提供一定的理论基础。

1 果蔬类生鲜农产品冷链物流需求量影响因素分析

1.1 预测指标

考虑到冷链流通率数据获取较困难,本文从消费端角度出发,用果蔬类生鲜农产品人均消费量乘以居民人口数量作为果蔬类生鲜农产品冷链物流需求的预测指标。

1.2 影响因素指标

果蔬类生鲜农产品冷链物流需求需综合考虑多方面影响。结合已有研究及专家访谈,将预测指标划分为农产品供给、社会经济水平、冷链物流保障、居民规模与消费能力这四大维度,具体指标选取及来源如表 1 所示。

表 1 指标体系
Tab.1 Indicator system

一级指标	二级指标	变量	计量单位	来源
农产品供给	农产品生产价格指数	X_1	—	[16]
	农产品产量	X_2	t	[12、16]
	农产品种植面积	X_3	kg/hm ²	专家访谈
社会经济水平	地区生产总值	X_4	亿元	[11、16]
	社会消费品零售总额	X_5	亿元	[17]
	社会固定资产投资额	X_6	亿元	[11]
	计算机互联网用户数	X_7	万户	[11]
冷链物流保障	货运量	X_8	万吨	[11、12、16]
	货物周转量	X_9	万吨公里	[11]
	冷藏车保有量	X_{10}	台	[16]
	冷库保有量	X_{11}	t	[16]
居民规模与消费能力	居民可支配收入	X_{12}	元	[11、12]
	果蔬农产品平均价格	X_{13}	kg/元	专家访谈
	果蔬农产品消费支出	X_{14}	元	专家访谈
	居民人口规模	X_{15}	万人	[11]

2 模型构建

2.1 灰色关联度分析

灰色关联度分析是一种多因素统计分析的方法。具体步骤^[18]如下:首先,确立母序列与子序列;其次,对数据进行归一化处理,接着,计算关联系数,见式(1)。

$$\zeta_i(k) = \frac{\min_i \min_k |y_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |y_0(k) - x_i(k)|}{|y_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |y_0(k) - x_i(k)|} \quad (1)$$

式中: ρ 为分辨系数,通常 $\rho=0.5$ 。最后,计算关联度:

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n \delta_i(l) \quad (2)$$

灰色关联度的取值范围为[0, 1], 值越大的说明灰色关联度越大。

2.2 GM(1, 1) 模型

GM(1, 1) 是一种时间序列预测的方法, 适用于中短期预测, 具体预测步骤^[18]: 首先, 将原始数作累加, 设原始灰色数据:

$$X^{(0)} = \{X^{(0)}(i), i=1, 2, \dots, n\} \quad (3)$$

对式(3)进行一次累加得到:

$$X^{(1)} = \{X^{(1)}(k), k=1, 2, \dots, n\} \quad (4)$$

其中 $X^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k X^{(0)}(i)$ 。接着建立 GM(1, 1) 模型, 令 $z^{(1)}$ 为 $x^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列:

$$z(1) = \{z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n)\} \quad (5)$$

其中, $z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1)$, $k=1, 2, \dots, n$; $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$, a 为发展灰度, b 为灰色作用量。对 $X^{(1)}$ 可建立微分方程:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + \alpha X^{(1)} = b \quad (6)$$

式(6)微分方程的解为:

$$X^{(1)}(k+1) = \left[X^{(0)}(1) - \frac{b}{\alpha} \right] e^{-\alpha k} + \frac{b}{\alpha} \quad k=0, 1, 2, \dots, n-1 \quad (7)$$

最后预测值可以还原为:

$$X^{(0)}(k+1) = X^{(1)}(k+1) - X^{(1)}(k) = (1 - e^{-\alpha}) \left[X^{(0)}(1) - \frac{b}{\alpha} \right] e^{-\alpha k} \quad (8)$$

2.3 GM(1, N) 模型

GM(1, N) 模型的预测原理与 GM(1, 1) 类似, 不同在于输入数据变量是 n 个。具体计算过程^[16]如下。

首先, 对原始数列进行级比检验:

$$\sigma_i(k) = \frac{x_i^{(0)}(k-1)}{x_i^{(0)}(k)}, \quad k=2, 3, \dots, m \quad (9)$$

级比检验的结果 $\sigma_i(k) \in \left(e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}} \right)$ 。接着对原

始数列进行第1次累加, 得到 1-AGO 序列:

$$x_i^{(1)} = \{x_i^1(1), x_i^1(2), \dots, x_i^1(m)\} \quad (10)$$

其中, $x_i^1(k) = \sum_{m=1}^k x_i^{(0)}(m)$ $i=1, 2, \dots, n; k=1, 2, \dots, m$ 。接着, 生成 $x_i^{(1)}$ 的紧邻均值序列 $Z_1^{(1)}(i)$:

$$Z_1^{(1)}(k) = \frac{1}{2} [x_1^{(1)}(k-1) + x_1^{(1)}(k)] \quad k=2, 3, \dots, m \quad (11)$$

建立微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = \sum_{i=1}^N b_i x_i^{(1)} \quad (12)$$

式中: a 为发展灰色; b_i 为 x_i 的调节系数, 通过最小二乘法可计算出 $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y$ 。接着, 计算矩阵 B 、 Y , 见式(13)~(14)。

$$B = \begin{bmatrix} -Z_1^{(1)}(2) & x_2^{(1)}(2) & \dots & x_n^{(1)}(2) \\ -Z_1^{(1)}(3) & x_2^{(1)}(3) & \dots & x_n^{(1)}(3) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -Z_1^{(1)}(n) & x_2^{(1)}(n) & \dots & x_n^{(1)}(n) \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$Y = \begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ \dots \\ x_1^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (14)$$

GM(1, N) 预测模型为:

$$\hat{x}_1^{(1)}(k+1) = \left[x_1^{(0)} - \frac{1}{a} \sum_{i=2}^n b_{i-1} x_i^{(1)}(k+1) e^{-ak} + \frac{1}{a} \sum_{i=2}^n b_{i-1} x_i^{(1)}(k+1) \right] e^{-ak} \quad (15)$$

最后累减还原式为:

$$\hat{x}_1^{(0)}(k+1) = \hat{x}_1^{(1)}(k+1) - \hat{x}_1^{(1)}(k) \quad (16)$$

2.4 主成分-多元线性回归预测模型

2.4.1 主成分分析

主成分分析法是通过恰当的空间变换, 使新变量主成分成为原变量的线性组合, 并选取少数几个在原始总信息量中占比较大的主成分来分析事物的一种方法。具体步骤^[19]如下:

首先, 原始数据标准化:

$$Z_{ij} = \frac{\bar{x}_{ij} - \bar{x}_j}{\sqrt{s_j}} \quad (17)$$

其中,

$$\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \quad (18)$$

$$s_j = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(x_{ij} - \bar{x}_j \right)^2 \quad (19)$$

接着,分别计算相关系数矩阵、特征值及特征向量、方差贡献率。 r_{ij} 为原始变量 x_i 与 x_j 之间的相关系数,计算式为:

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{kj} - \bar{x}_j)(x_{ki} - \bar{x}_i)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{kj} - \bar{x}_j)^2 \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2}} \quad (20)$$

计算相关矩阵的特征值 λ_i ,并降序排列,即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq 0$;然后,分别求出各个特征值所对应的特征向量 e_i 。第 i 个主成分 y_i 的方差贡献率为:

$$\alpha_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (21)$$

式中: α_i 为第 i 个主成分 y_i 在原始总方差的占比。前 k 个主成分 $y_1, y_2, \dots, y_k$ 的累计方差贡献率 $\alpha(k)$ 为:

$$\alpha(k) = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} \quad (22)$$

最后,确定主成分提取的个数有2个标准,即选择特征值大于1的前 m 个主成分;选择前 m 个主成分的累计贡献率大于85%。

2.4.2 多元回归分析

多元线性回归指对2个及以上自变量与因变量进行相关分析,建立预测模型,见式(23)。

$$ZY = \alpha_1 F_1 + \alpha_2 F_2 + \dots + \alpha_0 \quad (23)$$

将式(23)进行反标准化,得到:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (24)$$

式中: Y 为因变量; X_i ($i=1, 2, \dots, n$)为自变量; β_0 为常数项; β_i ($i=1, 2, \dots, n$)为回归系数。最后需要进行逆标准化计算,从而得到最终的表达式。

3 实证分析

3.1 数据获取

本文数据来自2010—2022年《广州市统计年鉴》《中国物流年鉴》等,如表2所示。

利用MATLAB对各影响因素灰色关联度进行计算,各指标的灰色关联度分别如下: X_2 为0.942, X_{15} 为0.937, X_{14} 为0.927, X_{13} 为0.914, X_7 为0.885, X_3 为0.879, X_1 为0.877, X_5 为0.870, X_6 为0.846, X_4 为0.845, X_{12} 为0.842, X_8 为0.792, X_{11} 为0.773, X_9 为0.618, X_{10} 为0.566。关联度值介于0~1,该值越大表示相关性越强。依照灰色关联度理论,一般灰色关联度大于0.6的可以被接受^[18]。5个指标中只有 X_{10} 低于0.6,故 X_{10} 需剔除。

3.2 实证分析

3.2.1 GM(1,1)模型分析

通过MATLAB软件进行计算,2010—2022年的预测结果如图1所示。

表2 广州市果蔬类生鲜农产品需求量及影响指标数据

Tab.2 Demand for fresh agricultural products like fruit and vegetable in Guangzhou and data on impact indicators

年份	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}	X_{14}	X_{15}
2010	123.94	110.9	365.91	202 341	10 640.67	4 476.38	3 263.57	328.61	57 369.00	24 508 491.00	810	210 000.00	21 667.02	7.87	2 235.23	806.14
2011	126.21	116.5	368.38	200 464	12 423.44	5 243.02	3 412.2	350.12	64 929.00	28 611 908.00	972	316 891.00	24 627.90	8.11	2 306.48	814.58
2012	126.64	102.7	375.18	199 489	13 551.21	5 977.27	3 758.39	385.23	52 697.00	49 383 911.00	1 215.00	364 000.00	27 421.00	8.71	2 473.96	822.3
2013	124.36	103.2	384.37	201 781	15 420.14	6 882.85	4 454.55	401.21	89 099.00	68 224 384.00	1 671.00	702 285.00	30 468.09	8.72	2 398.00	832.31
2014	127.35	99.8	402.91	206 548	16 706.87	7 144.45	4 889.5	424.54	96 553.00	86 335 522.00	2 052.00	801 020.00	30 308.70	10.07	2 778.95	842.42
2015	131.88	101.7	417.68	208 120	18 100.41	7 987.96	5 405.95	439.04	100 124.00	90 504 153.00	2 522.00	833 800.00	33 028.85	10.51	2 963.46	854.19
2016	139.29	103.4	423.49	208 395	19 547.44	8 706.49	5 703.59	495.85	107 992.00	153 864 229.00	3 174.00	840 000.00	36 194.80	10.54	3 097.71	870.49
2017	144.48	96.5	436.58	214 947	21 503.15	9 402.59	5 919.83	521.52	117 429.00	212 596 804.00	4 692.00	859 600.00	39 441.94	10.04	2 962.33	897.87
2018	148.31	99.1	430.1	208 370	22 859.35	9 256.19	5 938.4	544.17	127 752.00	214 871 658.00	6 072.00	904 400.00	43 001.05	10.48	3 065.40	927.69
2019	159.04	114.5	449.57	211 860	23 629	9 551.57	6 920.21	565.83	136 165.00	218 291 463.00	7 406.00	952 000.00	46 960.00	11.93	3 641.90	953.72
2020	162.21	115	483.07	221 392	25 019.11	9 218.66	7 611.1	619.78	92 458.00	216 197 515.00	10 626.00	985 600.00	49 785.00	10.72	3 378.44	985.11
2021	173.71	117	485.78	217 357	28 231.97	10 122.56	8 502.8	695	98 175.00	218 870 082.00	12 589.00	987 887.00	54 474.50	11.44	3 627.18	1 011.53
2022	193.72	117.6	493.43	219 830	28 839	10 298.15	8 324.24	727	135 887.00	266 423 596.19	13 848.00	1 012 172.00	57 686.51	12.05	3 864.44	1 034.91

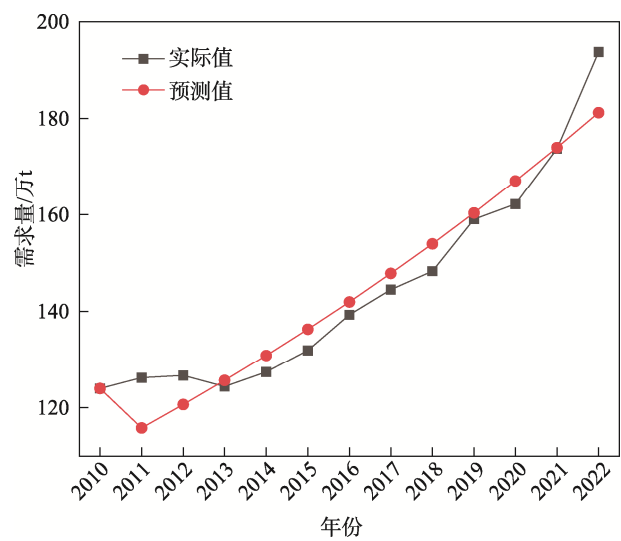


图 1 GM（1，1）模型预测结果
Fig.1 Prediction results of GM(1, 1) model

通过计算得出，GM（1，1）模型预测的绝对百分比误差（MAPE）为 2.97%。

3.2.2 GM（1，6）模型分析

3.1 节已对本文选取的 15 个指标进行了灰色关联度计算，选择 X_2 、 X_{15} 、 X_{14} 、 X_{13} 、 X_7 这 5 个灰色关联度排名较为靠前的指标，来构建 GM（1，6）模型。通过 MATLAB 软件进行计算，2010—2022 年的预测结果如图 2 所示。

通过计算得出，GM（1，6）模型预测的 MAPE 值为 1.70%。

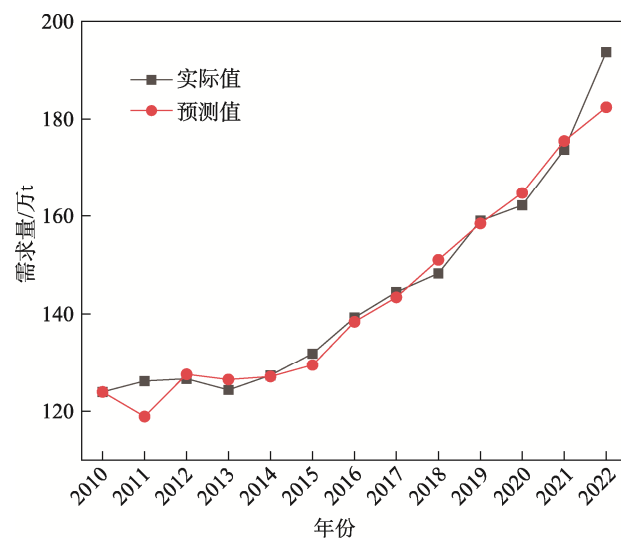


图 2 GM（1，6）模型预测结果
Fig.2 Prediction results of GM(1, 6)model

3.2.3 主成分-多元线性回归模型分析

1) 主成分分析。运用 SPSS 软件对标准化数据进行主成分分析，各主成分特征值及累积贡献率见表 3。

通过主成分因子分析，可提取出 2 个特征值大于 1 的公因子，2 个公因子的特征根分别为 11.975 和 1.293，前 2 个因子的累计方差达到 85.537% 和 94.776%，符合经济学中成分累计贡献率大于 85% 的要求。故将原始的 14 个指标划分成 2 个主成分，通过 SPSS 软件得到成分矩阵表，见表 4。

表 3 总方差解释
Tab.3 Total variance explanation

编号	总计	方差百分比/%	累积/%	总计	方差百分比/%	累积/%
1	11.975	85.537	85.537	11.975	85.537	85.537
2	1.293	9.239	94.776	1.293	9.239	94.776
3	0.326	2.329	97.105			
4	0.168	1.2	98.305			
5	0.12	0.856	99.161			
6	0.074	0.526	99.687			
7	0.023	0.166	99.853			
8	0.012	0.084	99.937			
9	0.004	0.025	99.963			
10	0.003	0.018	99.981			
11	0.002	0.015	99.996			
12	0.001	0.004	100			
13	1.52×10^{-15}	1.09×10^{-14}	100			
14	2.93×10^{-16}	2.09×10^{-15}	100			

表4 成分矩阵
Tab.4 Component matrix

标准化变量	成分	
	1	2
X_{Z1}	0.33	0.906
X_{Z2}	0.984	0.102
X_{Z3}	0.929	0.104
X_{Z4}	0.994	0.013
X_{Z5}	0.964	-0.231
X_{Z6}	0.988	0.095
X_{Z7}	0.98	0.124
X_{Z8}	0.81	-0.43
X_{Z9}	0.964	-0.109
X_{Z11}	0.914	-0.319
X_{Z12}	0.986	0.113
X_{Z13}	0.946	-0.126
X_{Z14}	0.977	0.05
X_{Z15}	0.968	0.209

成分矩阵也称为因子载荷,实质指每个主成分和每个原始变量的相关系数。为了得到主成分分析的系数矩阵,将载荷系数除以对应特征根的平方根,得到主成分表达式如下:

$$F_1=0.095X_{Z1}+0.284X_{Z2}+0.268X_{Z3}+0.287X_{Z4}+0.279X_{Z5}+0.286X_{Z6}+0.283X_{Z7}+0.234X_{Z8}+0.279X_{Z9}+0.264X_{Z11}+0.285X_{Z12}+0.273X_{Z13}+0.282X_{Z14}+0.280X_{Z15}$$

$$F_2=0.797X_{Z1}+0.090X_{Z2}+0.091X_{Z3}+0.011X_{Z4}-0.203X_{Z5}+0.084X_{Z6}+0.109X_{Z7}-0.378X_{Z8}-0.096X_{Z9}-0.281X_{Z11}+0.099X_{Z12}-0.111X_{Z13}+0.044X_{Z14}+0.184X_{Z15}$$

2) 多元线性回归分析。通过 SPSS 软件将主成分表达式 F_1 和 F_2 与 Y 进行多元线性回归分析,得出该模型的 R^2 为 0.947, 回归模型效果良好。回归模型系数估计及显著性检验如表 5 所示。

表5 回归模型系数及显著性检验
Tab.5 Regression model coefficient and significance test

未标准化系数		标准化系数 Beta	显著性
B	标准错误		
常量	3.24×10^{-16}	0.07	1
F_1	0.269	0.021	0
F_2	0.246	0.064	0.003

得到回归方程:

$$Y_Z=0.269F_1+0.246F_2$$

将 F_1 、 F_2 代入上式则得到:

$$Y_Z=0.222X_{Z1}+0.099X_{Z2}+0.095X_{Z3}+0.080X_{Z4}+0.025X_{Z5}+0.097X_{Z6}+0.103X_{Z7}-0.030X_{Z8}+0.051X_{Z9}+0.002X_{Z11}+0.101X_{Z12}+0.046X_{Z13}+0.087X_{Z14}+1.120X_{Z15}$$

根据标准化公式的逆公式,得出回归方程:

$$Y=0.622X_1+0.048X_2+0.0003X_3+0.0003X_4+0.0003X_5+0.0012X_6+0.0177X_7-2 \times 10^{-5}X_8+1.3042 \times 10^{-8}X_9+1.627 \times 10^{-7}X_{11}+0.0002X_{12}+0.740X_{13}+0.004X_{14}+3.3572 \times 10^{-6}X_{15}-80.902$$

将 2010—2022 年的原始数据代入得出预测结果,结果见图 3 所示。

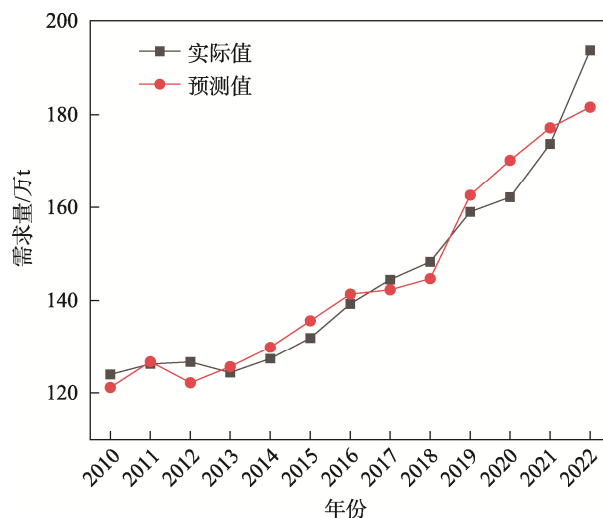


图3 主成分-多元线性回归模型预测结果
Fig.3 Prediction results of principal component-multiple linear regression model

通过计算得出,主成分-多元线性回归模型预测的 MAPE 值为 2.53%。对比 3 种模型,GM(1,6)模型的预测精度最高,除 2011 年预测误差较大之外,其余年份预测误差都较小,由此可见,利用 GM(1,6)模型来预测广州市果蔬类冷链物流需求是可行的。

3.2.4 对策建议

1) 加强冷链基础设施建设。政府应该增加对现代化冷链基础设施的投资,以保障生鲜产品的品质。据相关数据可知,中国农产品的冷链运输率较低。发达国家的冷链运输率已达到 80%~90%的水平,然而,中国果蔬类农产品的冷链运输率只有 15%,腐损率却达到了 15%^[20]。以 1 t 苹果为例:目前广州市场上苹果的价格为每公斤 13 元,如果不采用冷链运输,每 1 t 苹果所造成的腐损成本可达到 1 950 元。尽管冷链基础设施建设需要较大的资金投入,但考虑到生鲜农产品需求呈持续增长的趋势,增加冷链基础设施的投资将能够进一步降低生鲜农产品腐损成本。

2) 加快技术升级。采用先进的温控和追踪技术,以实时监控冷链物流过程的温度和湿度,确保产品的质量和安全。开发新型的冷链包装材料和技术,以延长冷藏期限,减少产品在储运过程中的损失。同时,可使用更加节能环保的包装材料,有助于减少环境负担,符合可持续发展的原则。

3) 制定完备的生鲜物资储备计划。在突发事件发生后,居民对生鲜食品物资有着较高需求,完备的储备计划可满足居民在突发事件下对生鲜食品物资的需求。此外,政府开展储备工作时,应结合物资的特点,采取多种储备模式,包括政府实物储备、企业实物储备和企业合同储备等,以确保生鲜物资供给的可靠性和持续性。

4 结语

本文以广州市数据为例,从农产品供给、社会经济水平、冷链物流保障、居民规模与消费能力这四大维度构建了广州市果蔬类生鲜农产品冷链物流需求预测指标体系,通过灰色关联度对影响指标进行排序,剔除关联度较低的指标,最终确定指标体系。运用GM(1,1)模型、GM(1,6)模型、主成分-多元线性回归模型进行预测精度对比。结果表明,GM(1,6)模型的预测精度最高,适用中短期的冷链物流需求预测,具有较高的应用价值。

参考文献:

- [1] 谢如鹤,王国利. 冷链物流概论[M]. 北京:中国财富出版社,2022.
- [2] XIE R H, WANG G L. Introduction to Cold Chain Logistics[M]. Beijing: China Fortune Publishing Co., Ltd., 2022.
- [3] 广东省农业农村厅. 2022 年年度广东省蔬菜产销形势分析[EB/OL]. (2023-01-30) [2023-11-2]. http://dara.gd.gov.cn/gkmlpt/content/4/4085/mpost_4085154.html#3045. Guangdong Provincial Department of Agriculture and Rural Development. Analysis of Vegetable Production and Marketing Situation in Guangdong Province in 2022[EB/OL]. (2023-01-30) [2023-11-2]. http://dara.gd.gov.cn/gkmlpt/content/4/4085/mpost_4085154.html#3045.
- [4] 孟庆龙,尚静,张艳. 苹果可溶性固形物含量的多元线性回归预测[J]. 包装工程,2020,41(13): 26-30.
- [5] MENG Q L, SHANG J, ZHANG Y. Prediction for Soluble Solids Content of Apples Based on Multi Linear Regression[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(13): 26-30.
- [6] BESSLER D, WANG Z J. The Homogeneity Restriction and Forecasting Performance of VAR-Type Demand Systems: An Empirical Examination of US Meat Consumption[J]. Journal of Forecasting, 2002, 21(3): 193-206.
- [7] 文先明,肖锦. 基于灰色 GM(1, N)模型的湖南省农产品冷链物流需求预测[J]. 全国流通经济, 2021(6): 15-19.
- [8] WEN X M, XIAO J. Demand Forecast of Cold Chain Logistics of Agricultural Products in Hunan Province Based on Grey GM(1, N) Model[J]. China Circulation Economy, 2021(6): 15-19.
- [9] 周慧,曾一洲. 数字化转型背景下九江市生鲜农产品冷链物流需求预测及发展建议[J]. 物流科技, 2023, 46(15): 132-137.
- [10] ZHOU H, ZENG Y Z. Demand Forecast and Development Suggestion of Cold Chain Logistics of Fresh Agricultural Products in Jiujiang City under the Background of Digital Transformation[J]. Logistics Sci-Tech, 2023, 46(15): 132-137.
- [11] EKSOZ C, MANSOURI A, BOURLAKIS M, et al. Judgmental Adjustments through Supply Integration for Strategic Partnerships in Food Chains[J]. Omega, 2018, 87: 20-33.
- [12] LIU S, CHANG L, WANG L. Demand Forecasting of Cold-Chain Logistics of Aquatic Products in China under the Background of the Covid-19 Post-Epidemic Era[J]. PloS one, United States: 2023, 18(11): 0287030.
- [13] MA H J, LUO X. Logistics Demand Forecasting Model Based on Improved Neural Network Algorithm[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2020, 40(1): 1-11.
- [14] REN X Y, TAN J, QIAO Q M, et al. Demand Forecast and Influential Factors of Cold Chain Logistics Based on a Grey Model[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2022, 19(8): 7669-7686.
- [15] 徐晓燕,杨慧敏,吕修凯,等. 基于山东省不同模型的物流需求预测比较研究[J]. 包装工程,2022,43(23): 207-215.
- [16] XU X Y, YANG H M, LYU X K, et al. Comparative Research on Forecast of Logistics Demand in Shandong Province Based on Different Models[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(23): 207-215.
- [17] 刘艳利,伍大清. 基于改进 BP 神经网络的水产品冷链物流需求预测研究——以浙江省为例[J]. 中国渔业经济, 2020, 38(5): 93-101.
- [18] LIU Y L, WU D Q. Research on Cold Chain Logistics Demand Prediction of Aquatic Products Based on Improved BP Neural Network: a Case Study of Zhejiang Province[J]. China Fisheries Economy, 2020, 38(5): 93-101.
- [19] HUANG L J, XIE G J, ZHAO W D, et al. Regional Logistics Demand Forecasting: A BP Neural Network Approach[J]. Complex & Intelligent Systems, 2023, 9(3): 2297-2312.
- [20] YANG D N. Logistics Demand Forecast Model for Port

- Import and Export in Coastal Area[J]. Journal of Coastal Research, 2020, 103: 678.
- [15] HE B, YIN L J. Prediction Modelling of Cold Chain Logistics Demand Based on Data Mining Algorithm[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021(5): 1-9.
- [16] 李小玲. 基于 GM(1,N)模型的广东省生鲜农产品冷链物流需求预测研究[J]. 物流科技, 2022, 45(7): 143-147.
- LI X L. Research on Cold Chain Logistics Demand Prediction of Fresh Agricultural Products in Guangdong Province Based on GM (1, N) Model[J]. logistics technology, 2022, 45(7): 143-147.
- [17] 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.
- WANG X P, YAN F. Prediction of Cold Chain Logistics Demand for Agricultural Products in Beijing Based on GA-BP Model[J]. Journal of Mathematics in Practice and Theory, 2019, 49(21): 17-27.
- [18] 李思聪, 叶静. 基于灰色回归模型的农产品冷链物流需求分析及预测[J]. 公路交通科技, 2022, 39(5): 166-174.
- LI S C, YE J. Analysis and Forecast on Cold Chain Logistics Demand of Agricultural Products Based on Grey Regression Model[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2022, 39(5): 166-174.
- [19] 詹昕, 姚奔, 金诚, 等. 基于 K-means 和主成分回归的电网线损率影响因素分析[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S2): 108-109.
- ZHAN X, YAO B, JIN C, et al. Analysis of Factors Affecting Power Grid Line Loss Rate Based on K-Means and Principal Component Regression[J]. Computer Applications Research, 2020, 37(S2): 108-109.
- [20] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. 我国冷链物流发展的现状、困境与政策建议[EB/OL]. (2021-06-11)[2023-09-11]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/jd/wsdwhfz/202106/t20210611_1283162.html.
- National Development and Reform Commission of the People's Republic of China. Status Quo, Dilemmas and Policy Recommendations for the Development of Cold Chain Logistics in China[EB/OL]. (2021-06-11)[2023-09-11]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/jd/wsdwhfz/202106/t20210611_1283162.html.