

原 静. 正向权重组合预测机制下的农产品冷链物流需求量预测[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(19): 341–346.  
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.19.080

# 正向权重组合预测机制下的农产品 冷链物流需求量预测

原 静

(昆明理工大学津桥学院, 云南昆明 650106)

**摘要:**对农产品冷链物流进行需求预测能够避免冷链物流供应过剩或不足,并导向投资人员的投资方向。首先研究正向权重组合预测方法的最优权值和精确度结果,进而给出组合预测的实证探究,对采用延伸趋向、指数平滑、神经网络算法、回归方法和灰色预测方式进行的农产品冷链物流单向预测与正向权重组合预测的结果进行对比分析。结果表明,正向权重组合预测方法更接近真实值。基于此,给出结论和推动农产品冷链物流发展的建议。

**关键词:**农产品;组合预测;正向权重;冷链物流;神经网络

**中图分类号:** F252      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1002-1302(2017)19-0341-05

国民经济的不断发展及大众消费水平和需求模式的不断转变,使得国内终端消费市场日益活跃。大众消费需要新鲜、清洁的农副食品,因而对生鲜农产品的需要量不断增加。农产品冷链物流是一种新的食品运输技术手段,和普通消费者的饮食安全密切相关。需要采用冷链物流的农产品主要包括肉类、蛋类、水果、蔬菜、水产和奶类等。农产品冷链物流即在冷冻技艺与制冷策略的基准下,保障冷链商品在保存、包装、运输和销售到消费者的过程中处于低温状态以保持食品质量。对农产品冷链物流进行需求预测能够实现科学配置资源,减少资源浪费,并找到其增长空间达到冷链物流需求。此外,农产品冷链物流的需求和区域经济发展息息相关,民众的生活质量、收益水准、可支配收入状况和农产品冷链物流息息相关。

传统的预测方案基于现有的不同数据,其估测精准度、侧重部分也存在差别,若仅单独选择某种预测方式或弃选某些预测偏差较大的方案则会丢失很多有用数据,造成资源的无端浪费。国外研究者 Dorfman 选取贝叶斯模型完成价值的预测<sup>[1]</sup>;Jaheen 则选取 Compertz 模型实现新型技术探究,并且整体创新模式需要和农产品冷链物流需求结合<sup>[2]</sup>;Enders 等则采用组合预测方式完成线性预测,实现农产品冷链物流预测<sup>[3]</sup>。国内科研者纪爱兵等采用模糊组合<sup>[4]</sup>完成农产品冷链物流测算<sup>[5]</sup>;张卓伦等则采用协整单项测算模型并引入神经网络算法<sup>[6]</sup>实现农产品冷链物流预测<sup>[7]</sup>。本研究通过分析实际农产品物流过程的数据,结合各种预测方案和参量完成农产品冷链物流预测,结果表明,本研究方法能够有效预测农产品冷链物流状态。

本研究采用正向权重组合预测机制对农产品冷链物流需

求量进行预测,并对农产品冷链物流市场的容量进行估测,结果可为供应商提供借鉴和考量,对农产品冷链物流发展具有重要的意义。

## 1 传统的组合预测模型

### 1.1 组合预测实质

组合预测理念<sup>[8]</sup>为结合几种预测方式并且增加不同权值,构建综合化的组合预测方式,即在给定标准下求得最终结果。通过组合预测方式能够得到几个存在差别的预测值,并且针对具有独立数据的预测值加权拟合,获得最优利用数据的协调值,提升测算方法的精准程度<sup>[9]</sup>以及可靠性。

### 1.2 传统组合预测建模

设置观测序列 $\{m_t\}$ ,  $t=1, 2, \dots, N$ ,  $t$ 为观测参量,针对序列设置  $J$  个预测方式,则针对观测序列的预测结果或者拟合结果为  $g_{it}$  ( $i=1, 2, \dots, J$ ), 设定第  $i$  种预测算法的加权参量是  $q_i$ ,  $i=1, 2, \dots, J$ , 且权重值能够达到归一化约束标准,则:

$$q_1 + q_2 + \dots + q_J = 1. \quad (1)$$

在现实状况处理中,常存在非负约束准则。从式(1)可知,组合预测的重点在于给定各部分预测模块的权值,而根据各种权重规则能够得到差别化的预测模型,权值的赋予方式<sup>[8]</sup>也存在差异,并且能够将预测精准程度设定为度量预测模型状况的标准。选取组合预测的重点在于给定单项预测算法的加权参量。设定针对同一状况存在不少于 2 种的预测方式,设置如下标定:由式(1)转化为式(2), $r_t$ 是当前观测结果, $g_{it}$ 为第  $i$  种预测方法下观测量  $t$  的结果, $g_t$ 为组合权重下  $i$  种预测方法的累计值:

$$\sum_{i=1}^n q_i = 1; \quad (2)$$

$$g_t = \sum_{i=1}^n q_i g_{it}. \quad (3)$$

本研究的目标为最终获得组合预测方案的预测结果, $u_t = r_t - g_t$ 是组合预测方案的预测偏差<sup>[9]</sup>结果,则

$$u_t = r_t - g_t = \sum_{i=1}^n q_i g_{it}. \quad (4)$$

收稿日期:2017-05-02

基金项目:昆明理工大学津桥学院校级质量工程建设项目(编号:TDGJ1432)。

作者简介:原 静(1979—),女,山东莱州人,硕士,副教授,主要从事经济与管理的研究。E-mail: yuanjing1979@21.cn.com。

其中,  $i=1,2,\cdots,n;t=1,2,\cdots,N$ 。

则组合预测方案的预测偏差平方值为

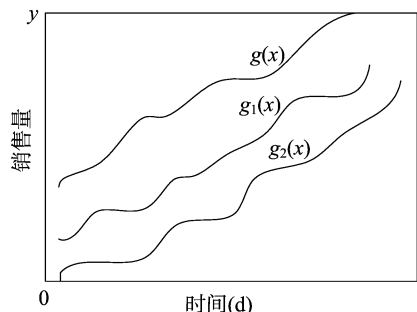
$$J = \sum_{i=1}^N u_i^2 \quad (5)$$

将组合预测方案的加权参量设定为  $Q_n = [q_1, q_2, \cdots, q_n]^T$ , 第  $i$  类偏差预测参量是  $U_i = [u_{i1}, u_{i2}, \cdots, u_{in}]^T$ , 偏差预测阵列是  $u = [U_1, U_2, \cdots, U_n]$ , 式(5)转换为

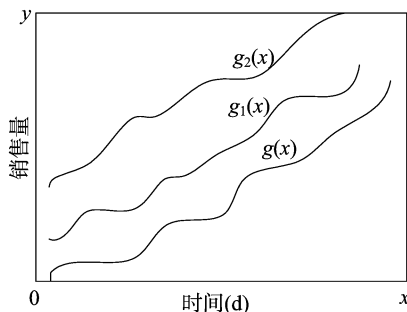
$$J = u^T u = Q_n^T U_{(n)} Q_n \quad (6)$$

式中的  $U_{(n)}$  阵列如下:

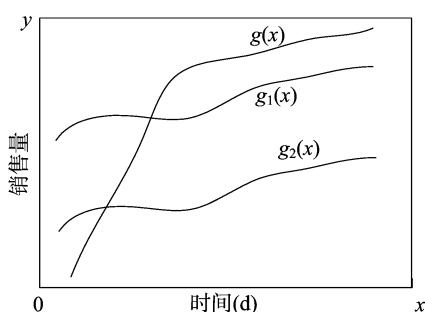
$$U_{(n)} = \begin{bmatrix} U_{11} & U_{12} & \cdots & U_{1n} \\ U_{21} & U_{22} & \cdots & U_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U_{n1} & U_{n2} & \cdots & U_{nn} \end{bmatrix} \quad (7)$$



a. 实际结果高于预测结果



b. 实际结果小于预测结果



c. 实际结果和预测结果相交

图1 实际结果和预测结果之间的关联

## 2 正向权重组合预测方法

### 2.1 正向权重组合预测方法的最优权值确定

本研究设置  $I$  为目标函数, 拟合偏差  $u_i$  是组合预测方案的预测偏差结果, 因而组合预测的规划建模为

$$\begin{cases} \min I & I = \sum_{i=1}^N u_i^2 \\ s. t. & \sum_{n=1}^N q_n = 1 \end{cases} \quad (9)$$

为了获得权重系数  $q_n$  的结果,  $U'_i$  为第  $i$  类偏差预测阵列  $U_i$  统计偏差,  $u'$  为各参量数值偏差阵列,  $u'_{ij}$  为  $U_{(n)}$  阵列各参量的相对偏差, 则:

$$U'_i = [u_{i1}(n), u_{i2}(n), \cdots, u_{in}(n)]^T; \quad (10)$$

$$u' = (u_1, u_2, \cdots, u_n)^T, n=1, 2, \cdots, N. \quad (11)$$

$n \times n$  矩阵  $U_{(n)}$  为对称正定阵列, 即为数据阵列, 如下式:

$$u'_{ij} = \sum_{i=1}^N q(i) U_j = (u_{j1}, u_{j2}, \cdots, u_{jn})^T Q. \quad (12)$$

因而式(9)可转换为

$$\begin{cases} \min I & I = Q_n^T U_{(n)} Q_n \\ s. t. & u^T Q = 1 \end{cases} \quad (13)$$

带入拉格朗日算子, 得到  $I$  值最小结果的必要标准为

$$\frac{d}{dn} [Q^T U Q - 2\lambda (U^T Q - 1)] = 0. \quad (14)$$

采用拉格朗日算法获得算子  $\lambda$ , 如下式:

$$\lambda = (Q^T U^{-1} Q)^{-1}. \quad (15)$$

进而获得最优权值结果,  $q_0$  以及最小  $I$  值结果  $I_0$  见式(16)。

在  $U_{(n)}$  矩阵中,  $U_{ij} = U_{ji}, U_{11}, U_{22}, \cdots, U_{nn}$  为预测算法的测算偏差结果的平方和,  $U_{(n)}$  表示各种预测方式所给出的预测偏差数据, 又称预测偏差数阵列。取单位矩阵  $H_n = [1, 1, \cdots, 1]^T_n$ , 权重参量的约束  $\sum_{i=1}^n q_i = 1$  转换为  $H_n^T Q_n = 1$ , 因而组合预测能够转换为非线性规划形式, 即

$$\min J = Q_n^T U_{(n)} Q_n; s. t. \begin{cases} H_n^T Q_n = 1 \\ Q_n > 0 \end{cases} \quad (8)$$

传统的组合预测方法仅是基于几种预测方式值间的凸型组合, 以 2 种预测方法的预测结果为例, 预测目标的实际结果  $g(x)$  和 2 预测结果  $g_1(x), g_2(x)$  之间的关联如图 1 所示。

传统的组合预测方法存在图 1 所示的偏差, 为突破其局限性, 本研究提出结合指数平滑方案、神经网络算法<sup>[10]</sup>、回归方案、灰色预测方式下的正向权重组合模式的市场营销预测。

$$\begin{cases} q_0 = (Q^T U^{-1} Q) E^{-1} Q \\ I_0 = (Q^T U^{-1} Q)^{-1} \end{cases} \quad (16)$$

### 2.2 正向权重组合算法预测建模

正向权重组合算法可实现多种情况下的系统结果预测, 假定选取该方案所预测的将来真实情况为“1”, 且预测值也是“1”, 本研究用  $X_{11}$  表示; 若真实状况为“1”, 所预测结果为“0”, 则用  $X_{10}$  表示; 此外,  $X_{00}$  和  $X_{01}$  的意义同理。通过对之前多次预测值的统计, 本研究将获取的  $P_{00}, P_{01}, P_{10}, P_{11}$  分别作为  $X_{00}, X_{01}, X_{10}, X_{11}$  发生的概率, 前面讨论了正向权重组合预测方法的数学模型, 在此将其视为数据变换装置, 给出真实情况和预测结果之间的数据关联(图 2)。

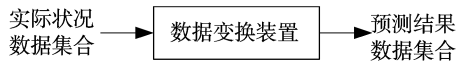


图2 正向权重组合预测方法

设定  $D$  信号和  $D'$  信号的组合为  $(D, D')$ , 则

$$D: \begin{bmatrix} \text{"0"} & \text{"1"} \\ X_{00} + X_{01} & X_{10} + X_{11} \end{bmatrix}; \quad (17)$$

$$D': \begin{bmatrix} \text{"0"} & \text{"1"} \\ X_{00} + X_{10} & X_{01} + X_{11} \end{bmatrix}; \quad (18)$$

$$(D, D'): \begin{bmatrix} P_{00} & P_{11} & P_{10} & P_{11} \\ X_{00} & X_{01} & X_{10} & X_{11} \end{bmatrix}. \quad (19)$$

### 2.3 正向权重组合预测算法的精确度分析

设定  $q_0$  和  $I_0$  与最优化模型参量对应,  $Q$  和  $I$  与随机模型参量对应,  $Q_{(j)}$  和  $I_{(j)}$  则和  $J$  个综合参量模式对应, 式中的目标解析式  $I$  能够保障模型的精准程度,  $I_0$  为  $I$  的最小结果。

此外,  $Q_{(j)} = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)^T$ , 则从最优结果的唯一特点可知, 若不存在  $Q_{(j)} = Q_0$ , 则必然有  $I > I_0$ , 因此, 采用正向权重组合获得的偏差平方和结果最优, 其精准程度远大于任意一个单独模型。

设定  $\delta_{\max}$ 、 $\delta_{\min}$  分别为最大、最小的特征结果, 则最优综合模型的偏差平方和结果  $I_0$  满足式 (20)。

$$\delta_{\min}/F \leq I_0 \leq \delta_{\max}/F。 \tag{20}$$

式中:  $F$  为组合的数学模型数目, 整个数学模型说明  $F$  值越大, 则  $I_0$  变化区间越小,  $I_0$  值不小于  $\delta_{\min}/F$ , 也不大于  $\delta_{\max}/F$ 。

3 正向权重组合预测模型下的农产品冷链物流需求量组合预测实证探究

针对农产品冷链物流<sup>[11]</sup>的需求量而言, 可选取多个单一预测方式分别预测, 但每种方式仅是在某个方向而言达到最佳, 任意一种预测方案对农产品市场价格预测所参照的变量有限, 则其分析的数据也有限。单个模型均存在假定基础, 但仅选用单一预测方式很难全面实现农产品市场状态的预测<sup>[12]</sup>。各项预测方式均包含一些独有的数据, 若舍弃该类数据则资源不能够被充分应用, 而组合预测方法能够结合单个预测方法的优点。

3.1 农产品冷链物流的单向预测方案选择根据

农产品冷链物流单向预测方案需要依据实际信息完成测算, 通过农产品冷链物流获得农产品冷链变化模型, 由图 3 可知, 水果与奶类呈持续增长趋势, 而肉类、蛋类和水产类的作用因子较多, 肉类农产品在 2006—2008 年间产量不断减少, 而 2008 年之后不断增加; 蛋类在 2006—2011 年间销量波动, 2011 年后稳定上涨; 水产类在 2009 年前呈下降趋势, 2009—2012 年间上升速度较快, 2012 年后产量发展稳定。但整体而言, 和冷链关联的商品销量逐步增长。

对农产品冷链物流的作用因子<sup>[13]</sup>很多, 但从国内经济发展状态而言, 随着经济增长速率稳定提高, 可选用延伸趋向策

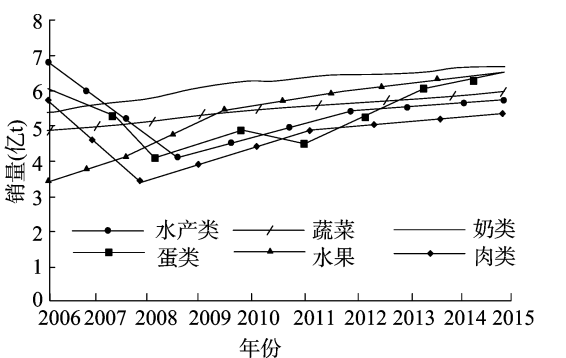


图3 农产品冷链物流的逐年变化模型

略进行预测; 从国内城镇化的变化模式而言, 其前期具有明显的增长速率, 因而本研究选用指数平滑方案完成预测; 而神经网络方案适合物流基础设施的销售预测。此外, 农产品冷链物流和许多经济标准存在关联, 本研究选用回归预测<sup>[14]</sup>方案实现农产品冷链物流的线性关联解析, 并且得到未来的农产品冷链物流预测。在整个销售模型中, 存在很多不稳定因子, 很难掌握全部信息, 因而本研究采用灰色预测方式完成未知因子的测算。

3.2 农产品冷链物流预测方案具体分析

3.2.1 延伸趋向策略预测经济增长速率下的农产品冷链物流 农产品冷链物流整体趋向随时间变换而变化, 因而需要搭建曲线预测模型, 但仅采用单独曲线数学模型不能够展现农产品冷链物流状态, 本研究选用多曲线模型建模获得农产品冷链物流最小偏差, 表 1 为多曲线数学模型下的预测结果。

由表 1 可知, 采用二次拟合图线能够完成信息的最佳拟合, 本研究获得 SPSS 的二次曲线数学模型如表 2 所示。由于 2017 年数据在本研究时尚未统计出, 因此仅给出预测数据。

3.2.2 指数平滑方案农产品冷链物流预测 本研究设定的初始结果采用 SPSS 给定, 农产品冷链物流组合预测结果如表

表 1 农产品冷链物流多曲线数学模型精准度对照

多曲线数学模型	肉类预测偏差平方值	肉类标准差值	水产预测偏差平方值	水产标准差值	奶类预测偏差平方值	奶类标准差值	蛋类预测偏差平方值	蛋类标准差值	水果预测偏差平方值	水果标准差值	蔬菜预测偏差平方值	蔬菜标准差值
二次曲线数学模型	0.972	431.763	0.956	425.638	0.959	412.185	0.945	436.781	0.912	436.752	0.998	429.672
逻辑趋曲线数学模型	0.971	430.813	0.989	435.793	0.973	421.972	0.956	437.563	0.921	439.783	0.937	423.548
线性曲线数学模型	0.968	430.912	0.953	438.812	0.993	423.598	0.953	429.672	0.932	433.791	0.948	425.006

表 2 二次拟合图线预测结果

年份	实际蛋类	预测蛋类	实际水产类	预测水产类	实际奶类	预测奶类	实际肉类	预测肉类	实际水果	预测水果	实际蔬菜	预测蔬菜
2007	4.85	4.30	6.598	6.672	5.381	4.812	5.898	5.672	3.512	3.752	4.872	4.781
2008	3.56	3.92	6.001	5.548	5.463	4.621	5.465	5.548	3.621	3.783	4.948	4.563
2009	4.25	4.98	5.548	5.125	5.672	4.832	5.148	5.213	3.832	3.791	5.012	5.672
2010	5.10	5.98	5.563	5.672	5.701	4.901	4.863	4.672	4.201	4.762	5.172	5.221
2011	5.72	5.25	5.621	5.832	5.721	4.135	5.221	5.832	4.535	4.675	5.232	5.901
2012	5.88	5.76	5.672	5.812	5.732	5.675	5.383	5.791	4.675	4.142	5.391	5.762
2013	5.83	5.92	6.098	5.621	5.835	5.767	5.695	5.728	4.767	4.582	5.428	5.835
2014	6.12	6.85	6.901	6.832	5.852	5.892	5.781	5.563	4.962	4.835	5.532	5.791
2015	6.62	6.35	6.762	6.901	5.883	5.931	5.812	5.621	5.475	5.767	5.601	5.762
2016	6.13	6.57	6.835	6.913	5.911	6.032	6.152	5.783	5.892	5.582	5.656	5.675
2017		6.89		6.875		6.102		6.331		6.182		5.683

3 所示。在农产品冷链物流残差值  $DFE = 6$  的基础上,若  $S_0 = 502, S_t = c_t - c_{t-1}, S_t$  为二次平滑值,  $S_{t-1}$  为一次平滑值,  $c_t$  为一次参量,  $c_{t-1}$  为二次参量,  $F_{t+m}$  为各年度预测值,则各种农产品的预测结果如表 3、表 4 所示。

表 3 农产品冷链物流组合预测结果

组合	预测结果		
	初始值	序列	趋势
农产品冷链物流整体	2 356.12	2 533.863 2	533.853 1
蛋类	351.35	388.31	1.433 2
水产	339.41	375.46	1.452 3
奶类	351.35	378.89	1.498 7
肉类	351.35	392.15	1.510 1
水果	351.35	401.28	1.521 9
蔬菜	351.35	415.31	1.590 9

3.2.3 神经网络算法预测农产品冷链物流 国内农产品冷链物流和经济发展水平有紧密的关联,本研究选用神经网络

表 5 神经网络算法预测农产品冷链物流

年份	实际蛋类	预测蛋类	实际水产类	预测水产类	实际奶类	预测奶类	实际肉类	预测肉类	实际水果	预测水果	实际蔬菜	预测蔬菜
2007	4.85	4.53	6.598	6.723	5.381	4.793	5.898	5.446	3.512	3.692	4.872	5.026
2008	3.56	3.72	6.001	5.354	5.463	4.689	5.465	5.894	3.621	3.698	4.948	5.176
2009	4.25	4.98	5.548	5.312	5.672	4.765	5.148	5.157	3.832	3.935	5.012	5.372
2010	5.10	5.51	5.563	5.723	5.701	4.809	4.863	4.903	4.201	4.362	5.172	5.293
2011	5.72	5.34	5.621	5.523	5.721	4.215	5.221	5.358	4.535	4.775	5.232	5.375
2012	5.88	5.38	5.672	5.962	5.732	5.573	5.383	5.498	4.675	4.842	5.391	5.418
2013	5.83	5.57	6.098	5.587	5.835	5.698	5.695	5.878	4.767	4.782	5.428	5.536
2014	6.12	6.62	6.901	6.569	5.852	5.732	5.781	5.933	4.962	5.235	5.532	5.679
2015	6.62	6.41	6.762	6.892	5.883	5.893	5.812	5.981	5.475	5.567	5.601	5.718
2016	6.13	6.39	6.835	6.945	5.911	6.178	6.152	6.283	5.892	5.998	5.656	5.635
2017		6.59		6.792		6.209		6.389		6.345		5.551

3.2.4 采用回归方案实现农产品冷链物流预测 表 6 给出的农产品冷链物流预测的多元化回归模型中,本研究将解释参量融入回归模型中,获得和解释参量关联的因子,带入解析式完成回归解析值校验。表 7 和表 8 则分别表示农产品冷链物流整体方差状况和农产品冷链物流系数。

表 6 农产品冷链物流预测整体多元化回归模型

模型	R	R 平方	自适应 R 平方	偏差预估	Durbin Watson 检验
1	0.996	0.992	0.983	196.762	2.631

表 7 农产品冷链物流整体方差分析

模型	平方和	df	均值平方	F 值	P 值
回归	13 028.12	1	13 772.82	296.762	0.000(a)
余值	2 323.76	5	2 893.12		
总值	82 378.56	8			

表 8 农产品冷链物流系数

模型	不标准系数		标准系数 $\beta$	$t$	P 值	共线性统计	
	B	标准偏差				容忍值	VIF
持续方差	231.12	238.412	0.995	0.972	0.963	0.976	0.993
	0.072	0.005		19.21	18.75		

3.2.5 灰色预测方式完成农产品冷链物流测算 本研究通过 2007—2016 年的农产品冷链物流预测,搭建灰度预测体系,并选取 Matlab 程序完成测算,各个年度的预测结果和实

表 4 指数平滑方案综合结果预测

年份	$S_t$	$S_t - S_{t-1}$	$c_t$	$F_{t+m}$
2007	2.422 3	0.266 1	0.278 6	2.463 2
2008	4.123 5	0.361 2	0.384 1	4.105 4
2009	9.087 2	0.434 9	0.456 7	9.482 2
2010	21.288 3	1.179 6	1.833 2	21.185 4
2011	47.553 7	0.825 2	0.804 2	46.863 2
2012	58.362 1	0.380 9	0.381 2	58.105 4
2013	67.323 1	0.490 5	0.504 9	67.582 2
2014	78.653 1	0.524 4	0.533 2	78.873 2
2015	79.252 3	0.629 1	0.634 2	79.114 2
2016	79.672 8	0.537 2	0.581 2	79.633 5

构建两者中间的函数关联,采用神经网络的学习效率为  $efficiency = 0.02$ ,偏差值为  $direction = 1 \times e^{-5}$ ,采用的测算获得网络构造为  $1 - 30 - 1$ ,即给定节点值为 1,隐含层次为 30,给出节点结果为 1,最后获得农产品冷链物流预测值(表 5)。

表 5 神经网络算法预测农产品冷链物流

年份	实际蛋类	预测蛋类	实际水产类	预测水产类	实际奶类	预测奶类	实际肉类	预测肉类	实际水果	预测水果	实际蔬菜	预测蔬菜
2007	4.85	4.53	6.598	6.723	5.381	4.793	5.898	5.446	3.512	3.692	4.872	5.026
2008	3.56	3.72	6.001	5.354	5.463	4.689	5.465	5.894	3.621	3.698	4.948	5.176
2009	4.25	4.98	5.548	5.312	5.672	4.765	5.148	5.157	3.832	3.935	5.012	5.372
2010	5.10	5.51	5.563	5.723	5.701	4.809	4.863	4.903	4.201	4.362	5.172	5.293
2011	5.72	5.34	5.621	5.523	5.721	4.215	5.221	5.358	4.535	4.775	5.232	5.375
2012	5.88	5.38	5.672	5.962	5.732	5.573	5.383	5.498	4.675	4.842	5.391	5.418
2013	5.83	5.57	6.098	5.587	5.835	5.698	5.695	5.878	4.767	4.782	5.428	5.536
2014	6.12	6.62	6.901	6.569	5.852	5.732	5.781	5.933	4.962	5.235	5.532	5.679
2015	6.62	6.41	6.762	6.892	5.883	5.893	5.812	5.981	5.475	5.567	5.601	5.718
2016	6.13	6.39	6.835	6.945	5.911	6.178	6.152	6.283	5.892	5.998	5.656	5.635
2017		6.59		6.792		6.209		6.389		6.345		5.551

际结果对比如表 9 所示。

3.3 正向权重组合预测法预测农产品冷链物流

根据“2”中给出的权重测算方法,给各个组合预测<sup>[15]</sup>中增加的系数参量分别是 0.068、0.125、0.098、0.189、0.113、0.482,分别将正向权重组合预测法、延伸趋向策略、指数平滑方案、神经网络算法预测、回归方案和灰色预测方式表述为  $W、W_1、W_2、W_3、W_4、W_5$ 。因而本研究给出的正向权重组合预测模式为

$$W = 0.068 W_1 + 0.125 W_2 + 0.098 W_3 + 0.189 W_4 + 0.113 W_5。$$

(22)

由表 10 可知,通过正向权重组合预测所得的农产品冷链物流结果与实际结果接近。正向权重组合预测法综合延伸趋向策略、指数平滑方案、神经网络算法、回归方案和灰色预测方式所得的预测结果和实际结果对照,偏差较小。

4 结论和推动农产品冷链物流发展的建议

4.1 结论

对农产品冷链物流的作用因子和需要考量的因素很多,本研究选用延伸趋向策略完成农产品冷链物流产量增长速率的预测;选用指数平滑方案并结合国内农产品冷链物流完成销售预测;基于环境状态结合神经网络方案完成销售预测。此外,由于农产品冷链物流和许多经济标准存在关联,本研究

表 9 灰度预测算法估测农产品冷链物流

亿 t

年份	实际蛋类	预测蛋类	实际水产类	预测水产类	实际奶类	预测奶类	实际肉类	预测肉类	实际水果	预测水果	实际蔬菜	预测蔬菜
2007	4.85	4.38	6.598	6.315	5.381	4.689	5.898	5.389	3.512	3.158	4.872	5.176
2008	3.56	3.13	6.001	5.768	5.463	4.546	5.465	5.102	3.621	3.325	4.948	5.236
2009	4.25	4.04	5.548	5.192	5.672	4.756	5.148	4.757	3.832	3.576	5.012	5.387
2010	5.10	5.01	5.563	5.184	5.701	4.867	4.863	4.303	4.201	3.867	5.172	4.993
2011	5.72	5.26	5.621	5.125	5.721	4.567	5.221	4.758	4.535	4.113	5.232	5.175
2012	5.88	5.33	5.672	5.339	5.732	5.867	5.383	4.898	4.675	4.368	5.391	5.118
2013	5.83	5.39	6.098	5.587	5.835	5.345	5.695	5.378	4.767	4.169	5.428	5.236
2014	6.12	6.01	6.901	6.236	5.852	5.376	5.781	5.333	4.962	4.351	5.532	5.679
2015	6.62	6.35	6.762	6.175	5.883	5.298	5.812	5.381	5.475	5.167	5.601	5.218
2016	6.13	5.87	6.835	6.335	5.911	6.315	6.152	5.783	5.892	5.435	5.656	5.235
2017		6.11		6.512		6.332		6.157		6.279		5.691

表 10 正向权重组合完成农产品冷链物流预测

亿 t

年份	实际蛋类	预测蛋类	实际水产类	预测水产类	实际奶类	预测奶类	实际肉类	预测肉类	实际水果	预测水果	实际蔬菜	预测蔬菜
2007	4.85	4.89	6.598	6.593	5.381	5.383	5.898	5.895	3.512	3.518	4.872	4.881
2008	3.56	3.58	6.001	6.013	5.463	5.469	5.465	5.467	3.621	3.625	4.948	4.952
2009	4.25	4.23	5.548	5.552	5.672	5.679	5.148	5.145	3.832	3.837	5.012	5.015
2010	5.10	5.17	5.563	5.568	5.701	5.716	4.863	4.865	4.201	4.203	5.172	5.189
2011	5.72	5.79	5.621	5.624	5.721	5.718	5.221	5.224	4.535	4.539	5.232	5.239
2012	5.88	5.81	5.672	5.678	5.732	5.739	5.383	5.386	4.675	4.673	5.391	5.342
2013	5.83	5.86	6.098	6.091	5.835	5.839	5.695	5.693	4.767	4.763	5.428	5.435
2014	6.12	6.18	6.901	6.915	5.852	5.859	5.781	5.783	4.962	4.951	5.532	5.538
2015	6.62	6.69	6.762	6.767	5.883	5.887	5.812	5.816	5.475	5.478	5.601	5.613
2016	6.13	6.16	6.835	6.839	5.911	5.913	6.152	6.155	5.892	5.899	5.656	5.662
2017		6.27		6.532		6.453		6.318		6.309		5.703

采用回归预测方案实现农产品冷链物流的线性关联解析。针对整个销售模型中存在的很多不稳定因子,本研究采用灰色预测方式完成未知因子的测算。采用单项预测方案对农产品冷链物流的预测均存在一定偏差。本研究采用正向权重组合预测法综合延伸趋向策略、指数平滑方案、神经网络算法、回归方案和灰色预测方式赋予权重,所得的预测结果和实际结果相比,偏差较小,所得的农产品冷链物流与实际结果对比更为接近。

#### 4.2 推动农产品冷链物流发展的建议建议

4.2.1 把握农产品冷链物流的生命周期 发展冷链物流商品的品牌意识。商品生命周期主要包含商品从融入市场到商品退出市场的整体过程,传统的商品销售模式表现为 S 状曲线,并且能够划分为 4 个时期,即带入时期、生长时期、成熟时期以及衰落时期。针对农产品冷链物流的不同时期定制相应的营销攻略,当某个品牌的冷链物流商品进入市场,即进入到带入时期时,由于大众对冷链物流商品缺乏了解,因而很少有顾客买入,处在该时期的生产行业应当增大商品宣传力度,给消费者全新的认识;进入生长时期后,则应提升商品质量和新颖性,并且拓展冷链物流商品的覆盖面,适当降低价格吸引客户;在成熟、衰退时期时,则应当考量市场、商品以及销售组合,推进商品售卖。

4.2.2 不断优化冷链物流技术和基础设施 农产品冷链物流是在供应和需求之间的不断变动中发展的。在当前冷链物流技术尚未完善的状态下,很多农产品的冷链作业较难实现,使得冷链农产品的保鲜不到位,并且带来大量浪费。因此,下

一步需要完善我国冷链物流技术和基础设施。

4.2.3 充分应用农产品冷链物流品牌战略 首先定位农产品冷链物流品牌的目标消费人群,例如针对老年人的秦巴山营养土鸡蛋、针对孕妇的泰和乌鸡、针对低端消费人群的常规冷链农产品、针对高品质生活人群的姜曲海绿色蔬菜;其次针对不同消费者进行农产品冷链物流定制,逐步将品牌深入到消费者心中,将品牌作为市场营销的要点,不断提升其竞争实力,并且转变品牌以及商品在使用者心中的位置。

4.2.4 培育专业化的营销团队 严格把握招聘销售团队的关口,并且不断增强对于市场营销人员的职业化培训,对销售群体的出差报表、每日工作总结需要模式化和制度化,增强整个团队的凝聚力,充分发挥个体的营销特色。组织营销团队培训,激发每个销售人员的销售热情。此外,销售经理应当成为企业中各个销售团队的核心,带动整个团队完成销售业绩。

4.2.5 搭建恒定的农产品冷链物流供需链 恒定的供需链对农产品冷链物流销售非常重要,和厂家建立密切的合作关系,并且采用联合销售、个性化商品、数据分享以及训练等方式构建销售渠道同盟。通过与营销商的合作共同推出增值业务、销售服务、数据分享,实现与经销商之间的互动。

4.2.6 顺应农产品冷链物流的价格变化 价格的动态变化引发需求的变动,能够反映需求对价格的敏感度,因而在商品定价时需要从不同季节和供需角度出发,从弹性的方向制定价值。农产品冷链物流的需求价值变动和农产品冷链需求之间成反比,和农产品冷链物流的替代作用成正比。对供不应求的农产品冷链物流,价格在一定区间内上涨,对其需求变化

唐春根,胡永盛. 江苏省农业物联网技术推广成效[J]. 江苏农业科学,2017,45(19):346-349.  
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.19.081

# 江苏省农业物联网技术推广成效

唐春根, 胡永盛

(江苏农牧科技职业学院,江苏泰州 225300)

**摘要:**近年来,江苏省大力推广农业物联网应用技术,在减少人工作业量、节本增效,提高农产品质量、保护环境,加快农业现代化进程等方面成绩斐然。究其原因,得益于政策的强力推动与政府的大力扶持、农业物联网技术本身的快速发展以及农业经营规模化的快速推进等。然而,江苏省在推广农业物联网技术的过程中,还存在部分技术不成熟、使用成本相对偏高、辐射效应不明显、推广机制不完善等现实问题,仍须采取科学规划、加大投入、强化人员培训等得力举措,其推广任务任重道远。

**关键词:**江苏省;农业物联网技术;推广成效;农业经营;规模化;问题

**中图分类号:** S126      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1002-1302(2017)19-0346-04

农业物联网是将先进、普适的感知技术、云计算与大数据技术、人工智能等引入传统农业生产管理,充分利用信息化技术解决农业生产中精播、精施、精准控制、全程溯源等瓶颈问题,从源头上解决了农产品质量安全、农业环境污染的问题,实现了农业高产、优质、高效、生态、安全生产的目标,促进农业发展转型升级,加速农业现代化进程。为了解江苏省推广农业物联网技术取得的成效,探索应用物联网技术推进江苏

农业现代化的路径,笔者所在课题组对相关研发企业、推广单位、应用单位或个体及相关技术、主管人员进行了全面调研。调研共发放调查问卷 430 份,收回 427 份,有效问卷 425 份,有效率为 98.8%。通过调查资料的整理、分析与文献检索,完成相关研究。

## 1 江苏省推广农业物联网技术取得的主要成效

近年来,江苏省大力推广农业物联网应用技术,取得了节本增效、提高农产品质量、保护环境、加速农业现代化进程等巨大成效。

### 1.1 减少人工作业量,节省人力资源成本

物联网技术在农业生产过程中的应用,依靠先进的管理系统与操作设施自动化控制生产流程,进行智能化、机械化作

收稿日期:2017-03-21

基金项目:江苏省高校哲学社会科学研究重点项目(编号:2015ZDIXM038)。

作者简介:唐春根(1971—),男,江苏泰州人,硕士,教授,主要从事农业经济研究。Tel:(0523)86158118;E-mail:tcleg@126.com。

作用较小,但价值上涨到一定程度后,则对需求产生很强烈的抑制影响;对于供应大于需求的农产品冷链物流,价位降低能够吸引低端消费者,从而不断增加销售额度,而要吸引高端消费者则需要不断从农产品冷链物流各个方向进行创新。

## 参考文献:

- [1] Dorfman J H. Bayesian composite qualitative forecasting: hog prices again[J]. American Journal of Agricultural Economixs, 1998, 80(3): 543-551.
- [2] Jaheen Z F. Bayesian prediction under a mixture of two-component Gompertz lifetime model[J]. Test, 2003, 12(2): 413-426.
- [3] Enders W, Granger C W J. Unit-root tests and asymmetric adjustment with an example using the term structure of interest rates[J]. Journal of Business and Economic Statistics, 1998, 16(3): 304-311.
- [4] 安毅生,周洁,杨临润,等. 基于时延赋色 Petri 网的交叉口群车辆旅行时间模糊预测[J]. 中国公路学报, 2016, 29(6): 243-252.
- [5] 纪爱兵,邱红洁,谷银山. 基于模糊训练数据的支持向量机与模糊线性回归[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2008, 28(3): 240-243.

- [6] 肖进胜,刘恩雨,朱力,等. 改进的基于卷积神经网络的图像超分辨率算法[J]. 光学学报, 2017, 37(3): 031801-9.
- [7] 张卓伦,宋福根. 基于预测包容的组合预测单项模型遴选算法[J]. 统计与决策, 2009(18): 22-23.
- [8] 张宝琳,刘丽萍,魏丽. 基于组合预测的供应链系统建模及其鲁棒状态反馈镇定[J]. 控制与决策, 2017, 32(4): 695-702.
- [9] 徐宁,殷海兵,郭龙盛. R-Q 模型宏块级精准度分析[J]. 电视技术, 2012, 36(15): 21-24.
- [10] 王贺,胡志坚,陈珍,等. 基于集合经验模态分解和小波神经网络的短期风功率组合预测[J]. 电工技术学报, 2013, 28(9): 137-144.
- [11] 符勇强,夏绍模,李昌健. 国内冷链物流学术研究的知识图谱分析[J]. 铁道运输与经济, 2017, 39(3): 68-73.
- [12] 朱婧,范亚东,徐勇. 基于改进 GM(1,1)模型的中国大豆价格预测[J]. 大豆科学, 2016, 35(2): 315-319.
- [13] 邹炽东,吕恩利,陆华忠,等. 基于 ISM 的荔枝冷链物流发展影响因素分析[J]. 保鲜与加工, 2017, 17(2): 114-119, 125.
- [14] 李炳军,李秋芳,卢秀霞. 灰色线性回归组合模型在河南省粮食产量预测中的应用[J]. 河南农业科学, 2009(10): 44-47.
- [15] 姚冠新,顾晴. 基于经验模态分解和支持向量机的农产品价格短期预测[J]. 江苏农业科学, 2014, 42(9): 402-405.