[工程项目物资]

电力企业工程项目物资分类与成本需求预测

文/胡馨怡[1]　姚伯羽[2]
1. 兰州理工大学大学机电工程学院，国网西安供电公司；2. 国网西安供电公司

随着电力行业的快速发展，工程项目规模和复杂性不断增加，如何高效管理物资成本成为电力企业面临的重要挑战。旨在研究电力企业工程项目物资分类及成本需求预测，以提高物资管理科学性和准确性。首先对电力企业工程项目中物资进行属性分析，依据属性性质利用三色库存分析方法及ABC分类法对其进行库存和分类，最后采用ARIMA模型对物资成本需求进行物资需求预测。

随着我国经济迅猛增长和人民生活水平不断提升，电力应用范围显著扩大，导致电力需求持续攀升。因此，必须加强对电力企业工程物资管理，以应对不断增长的需求和复杂的设备维护任务。

电网物资复杂繁多，物资需求种类和需求量都具有不确定性。一些学者针对预测不确定性物资需求的方法进行深入研究。文献[1]比较了指数加权移动平均、早期销售和预订过度计划三种预测方法对不确定性物资需求进行预测的效果，提出一种预测方法的适用范围的框架。文献[2]对于不确定和不可预测的物资，保留Bootstrap方法作为最合适的基础方法。电力物资需求除受不确定性因素影响较大外，其使用规律不显著，存在离散型和间歇性。目前对其需求预测研究还仅限于一些传统的统计学预测方法，例如线性回归、时间序列等。文献[3-4]通过训练历史数据，建立基于电网物资需求影响因素的多元回归预测模型，并通过模型计算出各种应急物资需求量。文献[5]在线性回归模型的基础上引入了损失函数的概念，通过损失函数来衡量预测值和实际值之间差距。文献[6-8]利用适用性分析和一次指数平滑预测法，对不同种类项目的使用物资需求进行预测。

面对较长的采购周期和多变需求情况，特别是在内部和外部不确定性因素的影响下，电力企业在工程物资需求常常表现出较大的波动，给需求预测带来巨大挑战。基于电力企业工程物资需求的复杂性和不确定性，本文提出通过结合ABC分类法、三色图管理法与ARIMA模型，为电力企业的物资管理与需求预测提供系统化的解决方案。

研究理论

1. ABC分类法及三色库存分析

ABC分类管理法是一种有效的库存管理策略，通过将物资按重要性和价值进行分类，ABC法分类标准见表1。

表1　ABC法分类标准

类别	品种数占全部品种比	价值占总价值比
A	5%～15%	70%～ 80%
B	20%～30%	15%～25%
C	60%～70%	5% ～1 0%

ABC分类管理法为电力企业的物资管理提供一种系统化的方法，通过科学的分类与管理策略，提升整体运营效率和资源利用率，帮助电力企业优化

资源配置、降低成本。根据ABC分类法最佳占比进行三色库存分析，结果如图1所示。

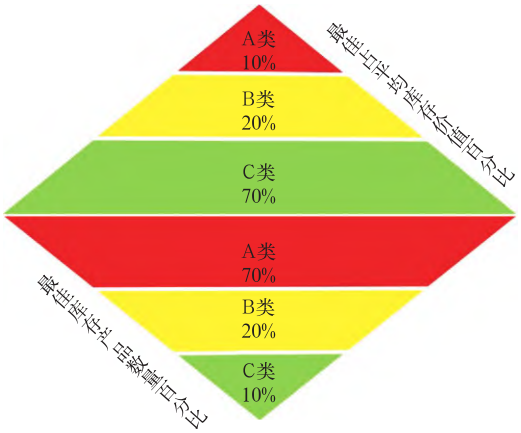

图1　ABC分类法占比三色库存分析

A类物资占总价值的70%～80%，但数量较少。通常为关键物资，需要重点关注和严格管理；B类物资占总价值的15%～25%，数量和价值适中。管理要求介于A类和C类之间；C类物资占总价值的5%～10%，数量多但单价低。管理相对宽松，可以采用简化的管理方法。

2. ARIMA预测模型

ARIMA是一种常用的时间序列预测模型，综合了自回归（AR）、差分（*I*）和移动平均（MA）三个部分。ARIMA模型假设时间序列是非平稳的，通过差分使其平稳，然后使用AR和MA模型进行建模。AR 使用过去的值预测未来值。*I*消除时间序列中的趋势，使之平稳。MA使用过去预测误差的线性组合来预测未来值。ARIMA模型的计算式为

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \cdots + \phi_p y_{p-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \tag{1}$$

式中，y_t为时间序列的当前值；c为常数项；ϕ_i为自回归系数；y_t为移动平均数；ε_k误差项；p为AR部分的阶数；q为MA部分的阶数。

差分运算，计算式为

$$y_t' = y_t - y_{t-1} \tag{2}$$

$$ifd = 0, y_t = Y_t \tag{3}$$

$$ifd = 1, y_t = Y_t - Y_{t-1} \tag{4}$$

$$ifd = 2, y_t = (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} \tag{5}$$

使用历史数据拟合ARIMA模型。利用拟合好的模型进行未来值的预测。差分的次数（即*I*部分的阶数）为d。通过差分操作使时间序列平稳，数据平稳化。使用自相关函数（ACF）和偏自相关函数（PACF）确定p和q的值

$$\mathrm{ACF}(k) = \frac{N}{N-k} \times \frac{\sum_{t=k+1}^{N} (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^{N} (y_t - \bar{y})^2} \tag{6}$$

$$\mathrm{PACF}(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^{N} (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^{N} (y_t - \bar{y})^2} \frac{Cov(y_t, y_{t-k})}{Var(y)} \tag{7}$$

SARIMA是ARIMA模型的扩展，专门用于处理具有季节性成分的时间序列。引入季节性自回归（SAR）、季节性差分（SI）和季节性移动平均（SMA）部分来建模季节性。SARIMA模型表示为

$$y_t = \left(c + \sum_{i=1}^{p} \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j} + \left(\sum_{i=1}^{P} \Phi_i y_{\varepsilon t-iS} + \sum_{j=1}^{Q} \Theta_j \varepsilon_{t-jS} \right) + \varepsilon_t \right) \tag{8}$$

式中，S为季节周期长度；P、Q为季节性部分的AR、I、MA阶数；其他符号与ARIMA模型相同。

模型选择需要在模型复杂性和模型对数据集描述能力（即似然函数）之间寻找一个平衡，而常用的模型选择方法就是贝叶斯信息准则（BIC）和赤池信息准则（AIC）。BIC于模型参数中惩罚项加入$\ln(n)$考虑样本数量，比AIC大，当样本数量过多时，可以避免模型准确度过高造成模型复杂度过高。AIC建立在信息熵基础上，用来衡量统计模型拟合优良性的一种指标，AIC和BIC公式可表达为

$$\mathrm{BIC} = k\ln(n) - 2\ln(L) \tag{9}$$

$$\mathrm{AIC} = 2k - 2\ln(L) \tag{10}$$

式中，K为模型参数个数；L为似然函数；n为样本数量。

在BIC和AIC描述过程中，当训练数据足够多时，似然函数越大，可不断提高模型准确度，模型对数据集描述能力越强，复杂性方面往往体现在参数数量，即参数越少越好。

3. Spearman相关性

Spearman系数是用于衡量两个变量之间的相关性的非参数统计方法，基于两组数据的秩次计算。与皮尔逊相关系数不同，Spearman相关系数不要求数据服从正态分布，因此更适用于非线性关系或异常值较多的情况。对按照大小排列的每一组

数据，为每个数据从1～n赋予相应秩次，其中n为样本数。如果有相同数值，则取秩次取平均值。对应两组数据中每个样本秩次，计算其差值。两组数据中的秩次一一对应，则使用这些差值；如果有相同秩次，则取平均值。将秩次差值代入相关系数的公式中进行计算。Spearman相关系数的计算公式为

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\overline{x})(y_i-\overline{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\overline{x})^2\sum_{i=1}^{n}(y_i-\overline{y})^2}} \tag{11}$$

式中，n为数据样本个数；r对应数值范围为[−1,1]；|r|值表示相关性强度。

实际应用中，对于变量间的无关连结可忽略不计，此时得到ρ简化计算，即为被观测的两个变量的等级的差值，计算式为

$$\rho = 1-\frac{\sum d_i^2}{n\left(n^2-1\right)} \tag{12}$$

式中，n为数据点个数；d_i为数据点(r_{xi},r_{yi})秩次差值，$d_i=r_{xi}-r_{yi}$。

Person相关系数与之比较有一定的局限性，变量必须连续型且必须服从正态分布。当两个变量有重复数据特殊情况，则计算变量之间数据秩次之间的Person相关系数，计算式为

$$\rho_s = \rho_{r_x,r_y} = \frac{\operatorname{cov}\left(r_x,r_y\right)}{\sigma_{r_x}\sigma_{r_y}} \tag{13}$$

式中，ρ_s为变量x转换后的秩次。

工程物资属性分析

1. 替代性

在对电力公司进行实地调研，在供应链管理部门及各种物资主管部门工作人员调查采访的基础上，对W企业近3年物资采购过程历史相关数据继续进行影响物资需求预测准确性的属性进行分析，包括替代性、流动性、消耗平滑性以及需求稳定性。电网工程物资替代性指物资可由另一种物资替代使用，不影响系统整体功能和效用；且在系统中通过不同用途和功能进行替代。按项目性质将物资分为：基建、技改、修理、科技和信息。对替代性进行梳理，各物资替代性梳理结果见表1～表5。

表1　基建类物资

品类名称	是否有多种规格型号	各种型号是否可相互替代	是否有替代品类	是否具有不同用途且可转换使用
变压器	是	否	否	否
断路器	是	否	否	否
避雷器	是	否	否	否

表2　技改类物资

品类名称	是否有多种规格型号	各种型号是否可相互替代	是否有替代品类	是否具有不同用途且可转换使用
水泥杆	是	否	否	否
盖板	是	否	是	是
线路金具	是	否	否	否

表3　修理类物资

品类名称	是否有多种规格型号	各种型号是否可相互替代	是否有替代品类	是否具有不同用途且可转换使用
低压电线	是	否	否	否
熔断丝	是	否	否	否
计量表箱	是	否	否	否

表4　信息类物资

品类名称	是否有多种规格型号	各种型号是否可相互替代	是否有替代品类	是否具有不同用途且可转换使用
无人机	是	否	否	否
微机服务	是	否	否	否
交换机	是	否	否	否

表5　技改类物资

品类名称	是否有多种规格型号	各种型号是否可相互替代	是否有替代品类	是否具有不同用途且可转换使用
管道光缆	是	否	否	否
防火墙	是	否	否	否
UPS系统	是	否	否	否

2. 周转率

周转率计算分析旨在深入探讨潜力企业工程物资的周转率，分析其影响因素，并评估不同物资类别的周转效率。为分析同频资金利润率，计算同一

时期不同物资品类的库存周转率，以及同一类物资在不同时期的周转率进行比较分析观察“流动性”属性，其中周转率计算式为

$$\text{周转率}=\frac{\text{物资出库金额}}{\text{储备物资平均库存金额}} \tag{14}$$

以W企业仓库2023年四个季度五种主要物资库存周转率进行计算，计算结果如图2所示。

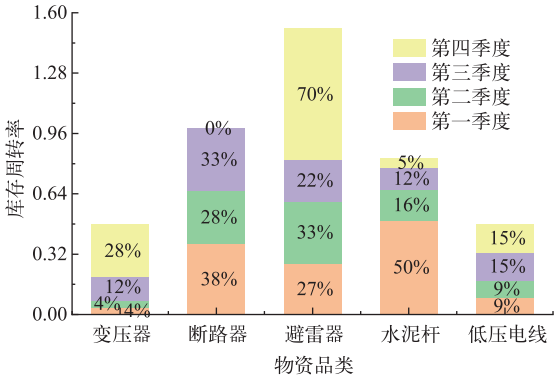

图2　同时期不同物资品类及同类物资不同时期周转率

从图2可知，同一时期不同物资品类的库存周转率有较大的差别，变压器第四季度周转率为最高，达到28%；而断路器第四季度周转率为0，最高的周转率出现在第一季度，为38%，除第四季度外，周转率都接近30%；避雷器周转率最大为70%，在第四季度；水泥杆周转率最大为50%，在第一季度。从四个不同季度总体看，同时期不同物资品类、同类物资不同时期周转率该差别无任何规律性；同一类物资在不同时期的库存周转率同样具有较大的差别，且从不同年份来看，各年份间其周转率不具有规律性，如图3所示。

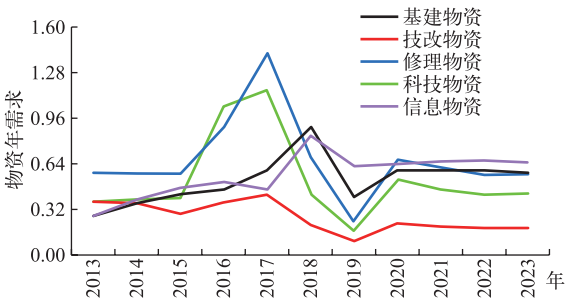

图3　各年份物资需求

3. 平滑性

在替代性、周转率分析的基础上进一步对电力企业W的消耗平滑性加以分析，选取5类物资月度需求数据进行分析，结果如图4所示。

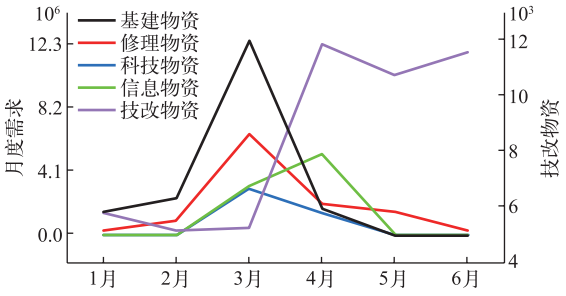

图4　2013—2023年5类物资需求与5类物资月度需求（万元）

由图3可知，5类不同物资品类年份需求集中在2016—2018年，需求从2013年逐步上升，2017年后逐步减少，2019到达需求低谷，2020—2023逐步回暖，但量有限。2017年修理物资需求是顶峰，值为1.415×10^8。科技物资的1.156×10^8。需求低谷在2019年，技改物资需求量最少，达到9.29×10^6，低谷需求量最大的是信息物资，6.191×10^6。信息物资需求在2019年之后一直处于较高位置，相较而言技改物资需求波动不明显。5类不同物资品类的月度需求集中在3月、4月，基建物资3月需求最高，为1.26×10^7。5月、6月需求为0；修理物资需求最低在1月，为1.97×10^6；需求最高在3月，为6.5×10^7。科技物资、信息物资仅在3月、4月有需求，其他月份需求为0。

4. 相关性

对W企业工程物资需求稳定性分析，主要关注需求量对不确定因素的敏感性。利用式（11）~式（13）计算2013年—2023年上述5类工程物资需求与固定资产投资、物资采购资金相关相关系数，研究物资需求的稳定性，能为后续的需求预测提供重要依据。相关性分析有助于构建更精确预测模型，优化库存管理和资源配置，各类别物资间S-persom相关性结果如图5所示。

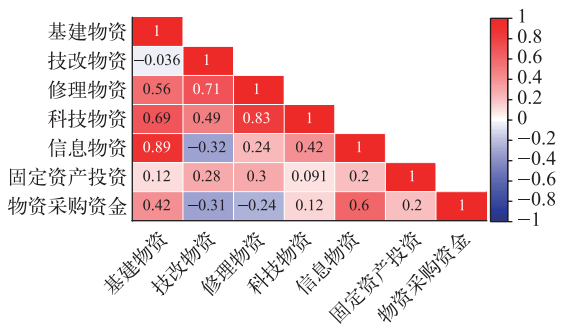

图5　S-persom相关性

图5中显而易见几类物资与固定资产投资相关性都不大，相关系数皆小于0.5。科技物资在几类物资中S-persom相关性系数最大；相关性系数0.091；物资采购资金与积累物资相关性比固定资产投资较大，相关系数0.31，S-persom最大相关系数在基建物资与信息物资之间，为0.89。

物资分类管理与需求预测

1. ABC法分类及三色库存分析管理

选取配网工程中涉及的工程物资，通过三色库存分析结合ABC法，为企业提供系统物资分类方案。通过三色库存分析，结合ABC法对配网电力企业的工程物资进行分类，三色库存分析结果见表6。由表6可得，2022年上半年，低安全库存出现共15 次，超最高库存出现共32次，小于等于补货库存且大于等于安全库存出现共24次。部分配电网物资超最高库存及低安全库存情况较为频繁，可知物资需求上报不准确，存在项目施工实施进度与物资储备情况不匹配情况，配电网物资储非所需导致高库存积压，最终问题的矛头指向配电网工程物资管理源头，即物资需求预测。

表6　三色库存分析

物资名称	1月	2月	3月	4月	5月	6月	合计	低安全库存（次）	超最高库存（次）	小于等于补货库存且大于等于安全库存（次）
变压器								0	6	0
指示器								1	0	5
交换机								0	2	4
水泥杆								6	0	0
低压架空绝缘导线								0	6	0
低压电线								0	2	4
电缆								0	6	0
集束导线								0	3	3
金具								2	0	3
绝缘子								0	3	3
塔材								6	0	0
终端头								0	4	2
备注	（1）取2022年1月至6月历史库存为例。 （2）将高于最高库存的设置为显示绿色；低于安全库存的显示为红色；小于等于补货库存且大于等于安全库存的显示为黄色；补货库存和最高库存之间无色。									

2. ARIMA物资需求预测

根据式（6）、式（7）计算ACF、PACF来确定AR和MA部分的阶数，得到构建ARIMA式（6）模型自回归系数p为2，差分阶数为2，移动平均阶数q为3，最终构建预测模型为ARIMA（2,2,3），模型参数见表7。

表7　ARIMA(2,2,3)模型参数

项	符号	系数	标准误差	Z值	p值
常数项	c	−0.003	11 267.248	0	1
AR参数	α_1	−0.632	52.258	−0.012	0.99
	α_2	0.275	27.919	0.01	0.992
MA参数	β_1	−0.786	56.426	−0.014	0.989
	β_2	−0.618	56.944	−0.011	0.991
	β_3	0.59	6.920	0.085	0.932

根据表7计算可得AIC=224.857，BIC=226.237。常数项系数−0.003，AR参数系数−0.632、0.275，MA参数系数−0.7786、−0.618、0.59求得ARIMA（2,2,3）模型公式为

$$\begin{aligned} y(x) = &-0.003 - 0.632y(x-1) + \\ &0.275y(x-2) - 0.786 \times \varepsilon y(x-1) - \\ &0.618 \times \varepsilon y(x-2) + 0.590 \times \varepsilon y(x-3) \end{aligned} \tag{15}$$

ARIMA（2,2,3）模型基于2阶差分数据，通过差分操作使序列平稳。对W电力企业2013年—2023年可研估算与固定资产投资历史数据预测之后6期预测值，模型拟合及预测结果如图6所示。

根据残差项的LM检验结果，F统计量的p值为0.991，而$T \times R^2$统计量则为0.989。这些结果表明，残差项的分布较为稳定，未出现显著的自相关性，

说明模型的拟合效果较好。向后预测3～6期结果预测值与95%的上下限基本重合，表明固定资产投资的ARIMA（2,2,3）模型预测效果可观。

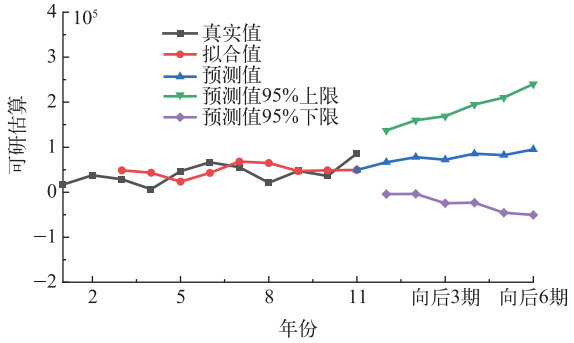

图6　可研估算ARIMA(2,2,3)模型拟合及预测（万元）

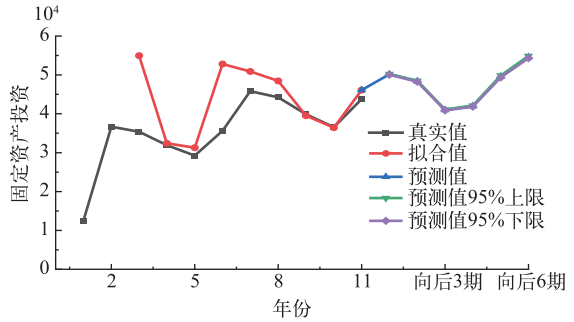

图7　ARIMA(2,2,3)模型拟合及预测（万元）

3. SARIMA物资需求预测

在ARIMA预测模型基础上进一步引入季节变化因素，构建SARIMA预测模型，对固定资产投资进一步预测分析。通过半自动法选择式（8）模型参数，记录模型的AIC、BIC与RMSE指标，并进行模型对比，p=1、d=1、q=0表示时间趋势性时对应的自回归阶数、差分阶数和移动平均阶数；P=1、D=0、Q=1，参数值表示周期性序列对应的自回归阶数、差分阶数和移动平均阶数。S=2值表示周期性参数值，结合信息准则越小越好的原理识别并构建出最优模型，SARIMA模型参数见表8。

表8　SARIMA(2,2,3)模型参数

项	系数	标准误差	Z值	p值
intercept	2 592.249	2 070.324	1.252	0.211
ar.L1	0.176	0.393	0.449	0.653
ar.S.L2	−0.22	0.655	−0.335	0.738
ma.S.L2	−1	0.355	−2.819	0.005
sigma2	3.97×107	0.063	−6.27×108	0

表8中ma表示移动平均，L1表示滞后1阶，L2表示滞后2阶，Q=1，进行模型构建且进行优劣对比，记录模型AIC或BIC值，选择最优模型。基于W企业2013—2023年固定资产投资历史数据，ARIMA(2,2,3)模型拟合及预测结果如图9所示。

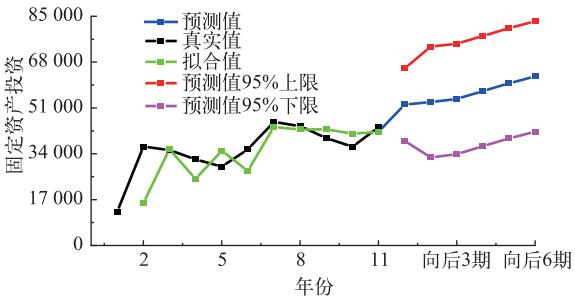

图9　固定资产投资的SARIMA模型拟合及预测(万元)

为验证结果准确性，对模型进行残差检验，Breush-Godfrey LM检验模型残差序列是否存在序列相关、Ljung-Box白噪声检验模型残差是否满足白噪声、Jarque-Bera正态性检验模型残差是否满足正态性、Heteroskedasticity异方差检验用于检验模型残差是否存在异方差，结果见表10。

表10　SARIMA(2,2,3)模型参数

LM序列检验	值	Heteroskedasticity异方差检验	值	Ljung-Box白噪声检验	值
F统计量	2.968	H值	0.148	Ljung-Box值	0.579
p值	0.227	p值	0.15	p 值	0.447
$T\times R^2$	1.475	Jarque-Bera正态性检验		JB值	0.811
p 值	−1	p值	0.667	残差偏度Skew	0.689
		残差峰度Kurtosis	2.779		

由表10可知，SARIMA模型LM检验F统计量为2.968，p值为0.227，$T\times R^2$为1.475，p值为−1。Ljung-Box白噪声检验的Ljung-Box值为0.579，即残差不存在自相关性。残差Jarque-Bera正态性检验的残差峰度Kurtosis值为2.779。

4. 模型预测偏差度

模型预测的准确性往往受到多种因素影响，导致偏差产生。根据分析结果，调整或改进现有模型，以提高未来预测的准确度。ARIMA（2,2,3）模型拟合及预测的偏差结果如图10所示。

由图10可知，ARIMA（2,2,3）模型拟合及预测的绝对偏差度最大为26.08%，最小为−30.25%，出现最大预测偏差是2013年，最小是2015年。

2019—2021年由于外部环境变化，预测偏差不大，预测偏差度也较小。在绝对偏差度上都小于5%。SARIMA模型拟合及预测的偏差结果如图11所示。

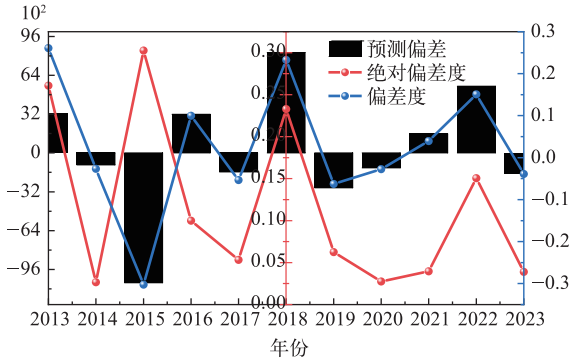

图10　可研估算ARIMA(2,2,3)模型预测偏差(万元)

从图11可以清晰地看出，2015年预测偏差最为显著，值为36 224.61，偏差度为52.65%。2018年最小，偏差为−1 745.24，偏差度为−2.62%。2021年预测偏差为2 370.91，偏差为5%。对历史数据进行回顾分析，比较预测值与实际物资需求之间的偏差。偏差度分析结果显示，采用固定投资数据进行预测时，存在较高绝对偏差率，尤其是在需求波动较大的情况下。

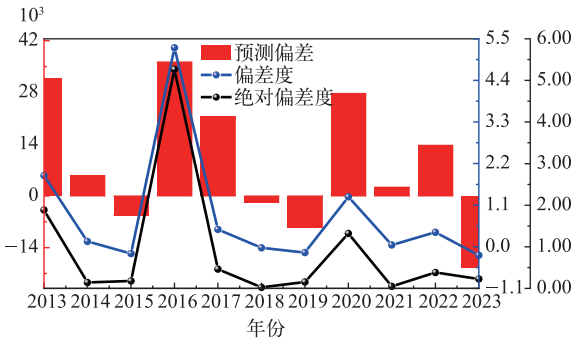

图11　可研估算ARIMA(2,2,3)模型预测偏差（万元）

结束语

本文探讨了电力企业工程项目中物资分类与成本需求预测的重要性。通过应用ABC分类法和三色图管理法，结合ARIMA模型，研究旨在提高物资管理的科学性和准确性。案例研究表明，合理的物资分类与科学的成本预测能够显著降低物资浪费，提高资金利用效率，从而增强电力企业的市场竞争力。整体上，研究为电力企业的物资管理与需求预测提供了系统化的解决方案。EA

（收稿日期：2024-11-27）

参考文献

[1] Bartezzaghi E，Verganti R，Zotteri G．A simulation framework for forecasting uncertain lumpy demand[J]．Interational Journal of Production Economics，1999，59(1)：499-510．

[2] Mobarakeh N．A，Shahzad M．K，Baboli A，et al．Improved Forecasts for uncertain and unpredictable Spare Parts Demand in Business Aircraft's with Bootstrap Method[J]．IFAC-PapersOnLine，2017，50(1)：15241-15246．

[3] 眭楷，王语涵，王少勇，等．基于多元回归分析法的电网应急物资需求预测方法[J]．电子技术与软件工程，2016(23)：195-197．

[4] 周程，陈琦，郭伟．主网基建项目物资年度需求预测研究[J]．企业改革与管理，2018(02)：215-216．

[5] 胡亚楠，王铁铮，蒋訢晔，等．基于线性回归的电力物资配套采购数量的预测分析[J]．农村经济与科技，2019，30(2)：138-139．

[6] 毕子健，王翎颖．电网物资需求预测方法研究[J]．华北电力技术，2015(10)：26-30．

[7] 徐欣，孙扬．基于分类组合模型的电网物资需求预测方法与应用研究[J]．企业管理，2017(S2)：252-253．

[8] Zhang D，Lou S．The application research of neural network and BP algorithm in stock price pattern classification and prediction[J]．Future Generation Computer Systems，2021(115)：872-879．