doi:10.6043/j.issn.0438-0479.201704001

基于数据驱动的电子产品回收预测研究[[1]](#footnote-2)

许舒婷1，檀 哲1，卢晓莉2，曾倩岚1，缪朝炜1\*

（1.厦门大学管理学院，2.厦门大学信息与网络中心，福建 厦门361005）

**摘要：**由于电子产品型号类型多、更新速度快等特点导致预测回收量的难度大，因此对第三方维修服务商而言，电子产品回收量预测的精度直接影响到企业的运营成本以及服务水平。文中通过企业真实数据的回归分析，发现产品的累计销售量与累计回收量之前存在显著的线性相关性，由此设计了回归预测方法与阻尼趋势预测方法相结合的组合预测方法，并进行数值实验。实验结果表明该组合预测方法在电子产品回收预测中能达到比使用单个模型更好的效果，实现了预测精度的显著提升。

**关键词：**电子产品；回收预测；回归；组合方法

**中图分类号：**F272  **文献标志码：** A

随着信息技术的不断发展，电子产品的使用也越来越广泛，手机、计算机、可穿戴设备等渐渐成为人们生活中必不可少的配置，人们对电子产品的需求不断扩大，而电子产品本身更新换代迅速，产品生命周期短，这都使得电子产品行业的生产和销售数量越来越庞大。据工信部《2015年电子信息产业统计公报》显示，2015年我国共生产手机18.1亿部，增长7.8%，其中智能手机13.99亿台，生产微型计算机3.1亿台。巨大的产量背后，售后维修、退货回收的压力也随之增大，面对电子产品行业内部愈加激烈的竞争环境，许多企业开始与专业的第三方逆向物流服务商展开合作。第三方逆向物流服务商是在逆向物流渠道中专业从事逆向物流活动的第三方企业，他们以契约方式向逆向物流的需求方提供个性化、系统化的逆向物流服务，主要包括对退回产品和废旧物品的运输、保存、维修、再包装、再配送等业务。第三方逆向物流服务商相对于产品制造商而言拥有更加专业的逆向物流服务团队和工作流程，可以对逆向物流业务进行集中化处理，能够用更低的成本实现更好的效果，从而为品牌企业所信赖并得以长期合作。

在电子产品逆向物流服务领域，回收量随着产品销售和使用情况的不同而发生显著变化，具有很强的不确定性，而且电子产品具有更新换代快、周期性、种类繁多等特点，企业在回收量的预测上遇到很大困难。进一步地，企业在材料准备、运输安排、库存管理、维修流程设计、备件拆卸等后续经营管理活动上也会受到严重影响。因此，解决电子产品第三方逆向物流服务商的回收预测问题就显得格外重要，否则企业就会经常出现零配件缺货和库存积压问题并存的严峻现象，缺件往往伴随着维修周期的增长和服务水平的下降，库存积压使企业成本增高，管理水平下降从而导致效益降低。本文将以某第三方电子产品逆向物流服务商的产品真实回收量数据和销售数据为研究基础，通过构建更加有效的预测模型来提高产品回收量预测精度，从而缓解第三方逆向物流服务企业的库存压力，提高客户服务水平，最终有助于实现企业竞争力的提升。

# 1 文献回顾

随着电子信息产品的普及，电子产品逆向物流服务需求不断增大。一方面，电子产品更新换代快，有生命周期限制，较容易成为废弃品，而且电子产品废弃物通常会对环境造成污染，有回收的必要；另一方面，由于电子产品往往具有较高的价值，出现问题后人们更愿意送回维修而不是将之丢弃。因此，电子产品逆向物流问题备受关注。

 电子产品不同于其他产品具有以下一些特征，会给逆向物流的实施带来一定难度：（1）电子产品更新换代快，产品生命周期短，导致历史数据较少，通过历史数据进行预测分析精度不高；（2）电子产品种类繁多，每种产品所对应使用的零配件也多，备件压力大，也不利于企业进行统计、检测、分类、维修等逆向物流相关工作；（3）电子产品本身价值高，构成更加精密，对回收条件要求较高，主要体现在运输方式、配套设施、技术水平等方面。鉴于上述特殊性，电子产品逆向物流具有重要的研究意义，因此目前国内外已有不少关于电子产品逆向物流的研究成果。Goggin等认为在电子产品逆向物流的网络设计中要重点考虑产品回收点和拆卸中心的选址问题[1]。Sodhi等从参与者的角度考虑如何构建电子产品逆向物流网络[2]。Toyasaki等利用纳什均衡，分析了电子产品逆向物流中各个参与者在市场价格下的最优策略[3]。王发鸿等从收益的角度，分析了三种电子产品逆向物流经营模式[4]。李春发等依据利益相关者理论，研究了C2B模式下废旧电子产品逆向物流系统中各利益主体的定位和策略[5]。吕军等基于空间相关性，提出利用克里金方法预测废弃电子产品回收量[6]。

此外，由于逆向物流的数量、时间、地点等具有极大不确定性，会影响到企业后续多个环节的运作效率，因此关于逆向物流中产品回收预测的相关研究也备受关注。Brito等认为合理地选择历史销售数据和历史回收数据能够更好地对回收量进行据测[7]。Yang等通过建立Logistic模型，引入历史销售数据，预测美国未来废旧计算机回收数量[8]。Gomez等建立了基于相关影响因子和产品生命周期数据的神经网络预测模型，对产品回收进行预测[9]。Maheshwar等人通过研究历史销量数据和产品生命周期曲线，预测了印度未来废旧计算机的产生趋势[10]。Walk[11]和Kang等[12]都利用产品生命周期和社会保有量来预测电子产品的回收数量。许淑君通过分析逆向物流的不确定性，提出一种更加严格的标准判断跳变点,并基于此建立了在线跳变灰色预测模型，得出逆向物流灰预测Agent逻辑结构[13]。谢家平[14]通过马尔科夫链模型，建立产品的状态数量和时间的关系，通过历史数据对回收量进行预测；张迎新通过BP神经网络预测，对特殊高科技产品的回收量和闭环供应链库存需求进行了预测[15]。

## 2预测模型构建

## 2.1 数据回归分析

X公司是以电子产品维修为主要业务的第三方逆向物流服务提供商，主要开展对戴尔、索尼、三星、飞利浦、明基等著名计算机品牌的售后维修服务，以及为英特尔、三星、LG、东芝等厂商以及代工厂（OEM）提供电脑配件的测试、维修、技术支持等服务，与品牌商及其相应OEM建立了良好的长期合作关系。其中维修检测业务的对象包括显示器、液晶显示屏、主板、内存、扩展卡、中央处理器、激光头、硬盘和电源等产品。由于显示器维修业务是X公司目前最主要的业务，其零配件数量大，波动频繁，对库存影响大，因此回收预测工作尤其重要。本文的所有研究数据均来自于X公司回收业务实际发生的数据，数据采集自X公司内部的数据库系统。这里先选取显示器产品E1913c作为例子进行具体分析，然后在数值实验部分将拓展到更多产品系列。E1913c产品的累计回收和累计销售数据如表1所示：

表1 E1913c产品的累计回收量和累计销售量

Tab.1 Cumulative Sales and Cumulative Returns Quantity of Product E1913c

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 期数 | 累计销售量 | 累计回收量 | 期数 | 累计销售量 | 累计回收量 |
| 1 | 8124 | 12 | 11 | 133976 | 632 |
| 2 | 25262 | 64 | 12 | 156809 | 770 |
| 3 | 28894 | 87 | 13 | 183730 | 900 |
| 4 | 40079 | 140 | 14 | 210591 | 1005 |
| 5 | 50308 | 160 | 15 | 234101 | 1125 |
| 6 | 63594 | 228 | 16 | 252995 | 1234 |
| 7 | 67262 | 290 | 17 | 264260 | 1285 |
| 8 | 83030 | 364 | 18 | 288542 | 1389 |
| 9 | 99550 | 441 |  |  |  |
| 10 | 125360 | 559 |  |  |  |

****

图1 E1913c产品的累计销售和累计回收数据散点图

Fig.1 Scatter Plot of Cumulative Sales and Cumulative Returns Quantity of Product E1913c

 通过该产品的累计回收和累计销售数据散点图（图1）可以看到累计回收数据和累计销售数据的相关性较为明显，进行回归分析得到累计回收量的拟合情况如下：其中相关系数$β\_{0}$为-60.5669，$β\_{1}$为0.00487，即累计销售数据作为自变量，累计回收数据作为因变量，可以得到其关系式为

$$y\_{i}=-60.5669+0.00487x\_{i}$$

进行F检验，若两变量没有线性相关性则认为回归系数$β\_{1}$等于零，否则不等。提出零假设和备择假设：

$$H\_{0}:β\_{1}=0 H\_{0}:β\_{1}\ne 0 $$

方差分析结果如表2所示，由于$F>F\_{α=0.05}$，则拒绝原假设，因此X和Y具有显著线性关系。

表2方差分析表

Tab.2 ANOVA Results

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 自由度 | 平方和 | 均方 | F | Significance F |
| 回归分析 | 1 | 3349314 | 3349314 | 4852.514 | 2.67622E-21 |
| 残差 | 16 | 11043.56 | 690.2223 |  |  |
| 总计 | 17 | 3360357 |  |  |  |

## 2.2 回归预测模型

尽管上述结果已经发现累计数据具有较强的线性相关性，但是考虑到累计数据本身有逐渐增大的特点，相关性较为显著是正常的。对于预测而言，企业最终要得出的是预测期的回收数据，而非累计回收数据，因此需要对预测结果进行进一步处理，减去前一期累计数据，才能得到。由于累计数据本身数据体量更大，有可能同样幅度的误差甚至更小的误差也会造成比其他预测方法相对更大的绝对误差，因此本文先对累计销售-回收回归预测模型（简称回归预测模型）进行预测效果的评估，然后与目前X公司采用的预测方法的结果进行对比，从而选择出更优的预测模型。下面，根据上述线性回归模型，得出每期累计回收量预测值，再减去前期实际累计回收值，最终得到当期回收量预测值，如表3所示。

表3回归预测模型预测值

Tab.3 Results of Regression Forecasting Method

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 期数 | 累计销售量 | 累计回收量 | 回收量预测值 |
| 1 | 8124 | 12 | --11343455848741425810912414814410547110 |
| 2 | 25262 | 64 |
| 3 | 28894 | 87 |
| 4 | 40079 | 140 |
| 5 | 50308 | 160 |
| 6 | 63594 | 228 |
| 7 | 67262 | 290 |
| 8 | 83030 | 364 |
| 9 | 99550 | 441 |
| 10 | 125360 | 559 |
| 11 | 133976 | 632 |
| 12 | 156809 | 770 |
| 13 | 183730 | 900 |
| 14 | 210591 | 1005 |
| 15 | 234101 | 1125 |
| 16 | 252995 | 1234 |
| 17 | 264260 | 1285 |
| 18 | 288542 | 1389 |

 基于上述预测结果，接着需要对该预测方法的预测效果进行分析和评价，这里采用通用的三类指标进行评价，包括平均绝对误差 (MAD)，均方误差（MSE）以及平均绝对百分误差（MAPE）。根据各指标的计算公式可得该预测方法的评价结果为：MAD=18.50，MSE=540.13，MAPE=28.00%。

## 2.3 模型比较分析

本节将比较回归预测模型以及X公司目前采用的阻尼趋势模型的预测效果，分别从预测精度评价指标MAD、MSE和MAPE的值进行对比。Gardner指出阻尼趋势预测方法在实践中广泛应用，具有良好的效果[16]；特别地，Armstrong通过研究发现在基于实际数据驱动的预测问题中，该方法能够有效提升预测精度 [17]。基于上述原因，阻尼趋势预测方法也常常被学者作为与其他预测方法进行效果对比的标杆方法[18]。阻尼趋势预测模型是指数平滑法的改良，考虑了历史数据的变化趋势，并赋予了一个衰退系数$∅$，模型表示如下：

$$F\_{t}=αA\_{t}+\left（1-α\right）F\_{t-1}+∅T\_{t-1}$$

$$T\_{t}=γ\left（F\_{t}-F\_{t-1}\right）+\left（1-γ\right）∅T\_{t-1}$$

$$f\_{t+1}=F\_{t}+∅T\_{t}$$

其中$f\_{t+1}$表示第t+1期的预测值，$A\_{t}$表示第t期的实际值，$F\_{t}$是第t期的平滑值，$T\_{t}$为第t期的趋势值，$α，γ，∅$均为取值（0，1）区间的参数。

首先，根据阻尼趋势预测法的描述，对产品E1913c进行预测，预测结果如表4所示。

表4 阻尼趋势预测模型的预测值

Tab.4 Results of Damped Trend Exponential Smoothing Forecasting Method

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 期数 | 回收量 | 阻尼趋势预测 | 期数 | 回收量 | 阻尼趋势预测 |
| 1 | 12 | - | 10 | 118 | 100 |
| 2 | 52 | - | 11 | 73 | 93 |
| 3 | 23 | 23 | 12 | 138 | 80 |
| 4 | 53 | 29 | 13 | 130 | 121 |
| 5 | 20 | 52 | 14 | 105 | 134 |
| 6 | 68 | 30 | 15 | 120 | 115 |
| 7 | 62 | 61 | 16 | 109 | 100 |
| 8 | 74 | 58 | 17 | 51 | 62 |
| 9 | 77 | 86 | 18 | 104 | 79 |

 对预测结果进行分析，计算预测评价指标为：MAD=19，MSE=577.75，MAPE=29.58%。将其与回归预测模型进行比较，结果表明回归预测模型的预测评价指标都略优于阻尼趋势预测模型，具体比较结果如表5所示（表中\*表示效果最优，以下各表该符号意义相同）。

表5两种预测模型评价指标比较结果

Tab.5 Performance of Two Forecasting Methods

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAD | MSE | MAPE |
| 回归预测法 | 18.50\* | 540.13\* | 28.00%\* |
| 阻尼趋势预测法 | 19 | 577.75 | 29.58% |

## 2.4 组合预测模型

通过上述的模型对比可以发现，回归预测模型是较优的模型，然而改进效果有限，各项指标均略优于阻尼趋势预测模型，因此需要进一步对预测模型进行改进优化，从而才能够给企业运营带来更大的支持和帮助。虽然通过对累计销售数据和累计回收数据进行回归分析后发现两者之间确实存在显著的线性关系，但是逐一观察预测结果还会发现，预测误差较大的多是前几期数据，其中第三、五、七期预测结果的绝对误差百分比都超过了百分之五十，大大影响预测精度，而阻尼趋势预测法的第三期和第五期预测误差都比较小。这两种预测方法建立在不同的理论基础上，通过对比每期预测结果，可以发现阻尼趋势预测法和回归预测法各有优劣，可见二者在效果上面存在一定的互补性。基于上述分析，可以通过建立组合预测方法（即累计销售回收回归结合阻尼趋势预测法）来提升原有预测模型的预测效果，即将阻尼趋势预测法和回归预测法的预测结果分别赋予相应的权重（例如可取等权重0.5）并进行加权求和，从而可以获得回收产品新的预测值。根据产品E1913c分别采用阻尼趋势预测法和回归预测法的预测结果，可以得到组合预测法的预测结果如表6所示。

表6组合预测法的预测值

Tab.6 Results of Combination Forecasting Method

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 期数 | 回收量 | 组合预测法 |
| 1 | 12 | - |
| 2 | 52 | - |
| 3 | 23 | 17 |
| 4 | 53 | 31 |
| 5 | 20 | 43 |
| 6 | 68 | 42 |
| 7 | 62 | 35 |
| 8 | 74 | 53 |
| 9 | 77 | 80 |
| 10 | 118 | 121 |
| 11 | 73 | 76 |
| 12 | 138 | 95 |
| 13 | 130 | 122 |
| 14 | 105 | 141 |
| 15 | 120 | 130 |
| 16 | 109 | 102 |
| 17 | 51 | 54 |
| 18 | 104 | 95 |

同样地可以计算出该组合预测方法的预测效果评价指标为：MAD=15.63，MSE=398.13，MAPE=25.26%。将其与之前两种预测法的评价指标（见表5）进行对比，结果表明组合预测法的各个评价指标都显著优于其他两种预测模型。可见，将新建立的依赖于累计销售回收数据的回归预测方法与原有的阻尼趋势法进行结合，能够得到更加优越的预测效果。

# 3数值算例

 为了验证组合预测方法在预测效果上普遍存在优越性，而非单一产品回收预测可能存在的偶然性，下面再从X公司的数据中选取另外9种主要产品共组成10组数据，分别采用上述三种方法进行预测，比较预测结果的评价指标MAD、MSE和MAPE，具体的比较结果见表7、表8以及表9。MAD指标方面，10种产品中，有5种的结果是组合预测法表现最好，组合预测法在其余5种产品的预测表现虽然不是最佳，但是也属于次优的表现；MSE指标方面，组合预测法在6种产品上表现最佳，其余4种产品的预测效果则属于次优表现；MAPE指标方面，组合预测法表现更加出色，在8种产品上表现最佳，其余2种属于次优表现。由此可见，组合预测法在多数产品的预测效果上是最出色的，该预测方法具有相对于其他两种方法更优的预测效果，通过预测精度的提高，从而能够给企业的运营水平以及竞争力带来更大的提升。

表7 三种模型MAD值比较结果

Tab.7 MAD of Three Forecasting Methods

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 产品型号 | 组合预测法 | 阻尼趋势预测法 | 回归预测法 |
| E1913c | 15.63\* | 19 | 18.5 |
| E1913Sc | 11.76 | 19.41 | 9.53\* |
| E2213c | 7.82\* | 12.12 | 9.71 |
| IN1940MWb | 13.59 | 23.47 | 12.76\* |
| P1913Sb | 3.44\* | 5.19 | 6.56 |
| P2213t | 2.69\* | 3 | 3.38 |
| S2440Lb | 4.43 | 4.21\* | 7.29 |
| S2740Lb | 7.71 | 5.64\* | 12.93 |
| S2340Mc | 101.79 | 84.36\* | 137.79 |
| S2240Mc | 5.64\* | 7 | 8.64 |

表8 三种模型MSE值比较结果

Tab.8 MSE of Three Forecasting Methods

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 产品型号 | 组合预测法 | 阻尼趋势预测法 | 回归预测法 |
| E1913c | 398.13\* | 577.75 | 540.13 |
| E1913Sc | 1086.12 | 2698.82 | 254.24\* |
| E2213c | 110.76\* | 303.88 | 200.06 |
| IN1940MWb | 264.18\* | 959.59 | 361.82 |
| P1913Sb | 23.81\* | 48.81 | 69.69 |
| P2213t | 9.69\* | 14.38 | 15.50 |
| S2440Lb | 26.71 | 25.93\* | 81.14 |
| S2740Lb | 84.57 | 50.36\* | 123.79 |
| S2340Mc | 17480.50 | 14797.79\* | 41171.93 |
| S2240Mc | 54.21\* | 96.86 | 113.07 |

表9三种模型MAPE值比较结果

Tab.9 MAPE of Three Forecasting Methods

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 产品型号 | 组合预测法 | 阻尼趋势预测法 | 回归预测法 |
| E1913c | 25.26%\* | 29.58% | 28.00% |
| E1913Sc | 19.10%\* | 30.99% | 24.41% |
| E2213c | 18.21% | 24.16% | 18.01%\* |
| IN1940MWb | 14.09%\* | 20.00% | 14.48% |
| P1913Sb | 36.42%\* | 49.86% | 60.50% |
| P2213t | 55.08%\* | 61.67% | 60.05% |
| S2440Lb | 32.26%\* | 38.30% | 49.53% |
| S2740Lb | 47.24%\* | 47.65% | 51.89% |
| S2340Mc | 27.74% | 22.87%\* | 41.39% |
| S2240Mc | 20.00%\* | 21.94% | 38.09% |

#

# 4 结论

随着电子产品的普及，电子产品的逆向物流问题受到越来越多的关注，许多电子产品制造商将售后维修等逆向物流业务外包给第三方，形成了专门从事电子产品维修服务的第三方逆向物流服务提供商。由于逆向物流不同于正向物流，产品回收量随着产品流入市场的情况以及消费者的使用情况而产生很多不确定性，同时电子产品本身的一些特点，如产品周期短、种类多、价值高等也是造成回收预测困难的重要原因，然而预测精度不高会导致第三方逆向物流服务提供商的备件采购与实际使用量不符，从而使得企业库存过高并同时又伴有缺件问题。因此，本文以某电子产品逆向物流服务提供商的产品真实回收量数据和销售数据为研究基础，发现累计销量和累计回收量之间的线性关系较为显著，并通过回归分析加以证明。据此提出回归预测模型，并与该公司目前使用的阻尼趋势预测法的预测效果进行比较，发现各自优劣，最终提出了改进的组合预测模型，即累计销售回收回归结合趋势预测法，数值实验结果表明该组合预测方法相对于其余两种方法是最优的。该研究的重要现实意义在于对第三方逆向物流服务提供商而言，可以通过该组合预测模型提升预测精度，从而减小维修备件过量采购或者采购不足的风险，同时可以有效的降低备件库存以及提高顾客的响应速度，从而提高公司的整体运营效率和服务质量，最终更好的提升公司的竞争力。

**参考文献:**

[] Goggin K, Browne J. Electronic products recovery—PAWS, a BRITE-EURAM project[J]. Computers in Industry, 1998, 36(1/2): 65-74.

[2] Sodhi M S, Reimer B. Models for recycling electronics end-of-life products[J]. OR-Spektrum, 2001, 23(1): 97-115.

[3] Nagurney A, Toyasaki F. Reverse supply chain management and electronic waste recycling: a multitiered network equilibrium framework for e-cycling[J]. Transportation Research Part E: Logistics & Transportation Review, 2005, 41(1): 1-28.

[4] 王发鸿, 达庆利. 电子行业再制造逆向物流模式选择决策分析[J]. 中国管理科学, 2006, 14(6):44-49.

[5] 李春发, 杨琪琪, 韩芳旭. 基于C2 B的废弃电器电子产品网络回收系统利益相关者关系研究[J]. 科技管理研究, 2014(23): 233-239.

[6] 吕君, 谢家平. 基于空间相关性的WEEE逆向物流回收预测研究[J]. 管理工程学报, 2015, 29(4):152-161.

[7] Brito M P D, Laan E A V D. Inventory control with product returns: the impact of information[J]. Econometric Institute Research Papers, 2002, 194(1): 85-101.

[8] Yang Y, Williams E. Logistic model-based forecast of sales and generation of obsolete computers in the US[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2009, 76(8): 1105-1114.

[9] Marx-Gomez J, et al. Neuro-fuzzy approach to forecast returns of scrapped products to recycling and remanufacturing[J]. Knowledge-Based Systems, 2002, 15(1): 119-128.

[0] Maheshwar D, Mittal R K. Future trends in computer waste generation in India[J]. Waste Management, 2010, 30(11): 265-277.

[1] Walk W. Forecasting quantities of disused household CRT appliances – A regional case study approach and its application to Baden-Württemberg[J]. Waste Management, 2008, 29(2): 945-951.

[2] Kang H Y, Schoenung J M. Estimation of future outflows and infrastructure needed to recycle personal computer systems in California[J]. Journal of Hazardous Materials, 2006, 137(2):1165-1174.

[3] 许淑君. 一个基于Agent的逆向物流在线跳变灰预测系统[J]. 计算机工程, 2006, 32(8):186-188.

[4] 谢家平.基于Markov 链的逆向物流回流预测[J]. 科技进步与对策, 2007, 24(10): 37-40.

[5] 张迎新. 基于BP模型的逆向物流零部件库存预测[J]. 统计与决策, 2013(23): 43-45.

[16] Gardner Jr E S. Exponential smoothing: The state of the art Part II[J]. Internation Journal of Forecasting, 2006, 22: 637-666.

[17] Armstrong J S. Findings from evidence-based forecasting: Methods for reducing forecast error[J]. Internation Journal of Forecasting, 2006, 22: 583-598.

[18] Fildes R, Nikolopous K, Crone S, et al. Forecasting and operational research: a review[J]. Journal of the Operatoinal Research Society, 2008, 59: 1-23.

Electronic Product Returns Forecasting

Based on Data-driven

XU Shuting1, TAN Zhe1, LU Xiaoli2, ZENG Qianlan1, MIAO Zhaowei1

(1. School of Management, Xiamen University, 2. Information and Network Center, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

**Abstract:** The characteristics of electronic products such as multiplicity and rapid renewal make the returns more difficult to forecast. For the third party maintenance service providers, the accuracy of electronic products returns forecasting plays a crucial role in terms of operation cost and service level. This paper uses a company's real data to find that there exits linear relationship between his cumulative sales and cumulative returns quantity by linear regression, and develops a new forecasting method combining regression forecasting method with damped trend exponential smoothing method. The results of the numerical experiment show that this combination method performs better in practice than those single models and the forecasting accuracy can be improved significantly.

**Key words:** electronic product; return forecasting; regression; combination method

1. **收稿日期：**2017-04-01 **录用日期：**2017-06-13

**基金项目：**国家自然科学基金（71371158；71671151；71711530046）

\***通信作者：** miaozhaowei@xmu.edu.cn [↑](#footnote-ref-2)