

# 基于层级提升重校正模型的备件分类研究

王海阳, 吴奇石

(西南交通大学, 四川 成都 611756)

**摘要:** 车辆备件销售占汽车产业链整体价值的比重逐年增大, 并且已经成为了部分汽车企业的主要营收来源。在售后服务中车企是否能及时供应车辆备件更是成为凸显其服务水平高低和品牌价值的重要指标。而车辆备件库存受时间和市场等外部因素的影响较大, 如何合理地将合适的管控策略应用到正确的备件上已成为降低库存风险和提升企业售后服务水平的一个难题。文章从车辆备件的多类别属性出发, 并以某真实汽车企业为研究对象, 提取出了其在全国具有代表性的售后服务商的配件库存特征, 并在此数据基础上, 提出了一种基于层级提升重校正的集成分类模型(CBRE)用于合理地分类备件, 为其分配合适地管控策略。此模型相较于其他分类模型具备分类精度高且能够根据实际数据自适应调整模型结构复杂度的特点。

**关键词:** 车辆备件; 备件分类; 层级提升; 集成模型; 深度森林

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2020)03-0126-06

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2020.03.024

## Research on Classification Strategy of Spare Parts Based on Cascade Boosting and Recalibrating Model

WANG Hai-yang, WU Qi-shi

(Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

**Abstract:** The proportion of auto parts sales in the overall value of the automobile production chain is increasing year by year, and has become the main revenue source for some automobile enterprises. Whether automobile enterprises can supply auto parts in time in after-sales service has become an important indicator to highlight their service level and brand value. The inventory of auto parts is greatly influenced by external factors such as time and market. How to reasonably apply the appropriate control strategy to the right auto parts has become a difficult problem to reduce inventory risk and improve the after-sales service level of enterprises. Starting from multi-category attributes of auto parts, taking a real automobile enterprise as the research object, extracting the auto parts features of the representative after-sales service providers, and on the basis of this data, we propose an auto parts classification model based on cascade boosting and recalibrating ensemble model to classify auto parts reasonably and allocate appropriate control strategy for them. Compared with other classification models, the proposed model has the characteristics of high classification accuracy and can adjust the structure complexity of the model adaptively according to the actual data.

**Key words:** auto parts; parts classification; cascade boosting; ensemble model; deep forest

## 0 引言

近年来国内汽车保有量提升迅速, 据统计, 2017年上半年国内汽车保有量已经突破2.05亿辆, 有望在2019年超过美国, 成为全球汽车保有量最高的国家<sup>[1]</sup>。在汽车保有量稳步提升的同时, 汽车车龄也在同步增长, 尽管目前国内平均车龄不到美国的一半, 但是预计2019年汽车零部件产业市场规模将突破5 000

亿, 汽车零部件的产值已经占到整个汽车产业链总价值的一半<sup>[2-4]</sup>, 随之而来的是对汽配产业的要求增大。但是目前国内汽车配件市场较为分散, 终端服务企业以独立汽修厂和4S店为主, 相比于美国等拥有成熟汽车配件市场的国家, 不能对汽配业务进行统一化标准化管理, 而需要对每个独立的终端企业或是供应链上的其他上游企业进行差异化的管理和精细化分析。

收稿日期: 2019-03-14

修回日期: 2019-07-15

网络出版时间: 2019-12-05

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFB1400300)

作者简介: 王海阳(1993-), 男, 硕士, 研究方向为机器学习、制造业信息化、价值链服务工程; 吴奇石, 教授, 中组部青年千人计划引进人才, 研究方向为工业互联网、传感器网络、高性能网络、网络安全、并行和分布式计算。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20191205.1104.006.html>

汽车配件的精细化差异化管理是一项系统性和逐步优化的项目,即使对于发达国家的成熟汽配市场,售后服务中的汽车配件按时交付率也仅有89%,服务的一次满足率只有82%<sup>[5]</sup>。售后服务的质量直接关系到顾客的满意度和相关车辆企业的品牌建设,其重要性不言而喻。

一般备件的采购或是调拨有一定时间的提前期,短则几天长则数月,为了避免备件缺货对服务质量造成的影响,整个汽车配件供应链上的每个服务节点,都不同程度地需要储备各类车辆备件,用于车辆维修、下游企业配件调拨和维持库存量安全线。这些备件种类差异度大,重要性程度各异,且同一备件在不同设备或是不同企业中的重要性程度也有较大的差异<sup>[6]</sup>。这就决定了对待这些不同的备件需要采用不同的管理策略。如何为不同的备件分配合适的管理策略,用以平衡企业的日常配件需求与合理的贮存成本,使得企业能够以最小的库存管理成本完成其所有的维修换件业务是一个亟待解决的问题。

文章从车辆备件的差异化特征出发,比较了目前较为常用的几种备件特征提取、分类模型的方法和思路,并提出了一种基于层级提升模型的备件划分系统设计思路。最后结合实际的企业业务数据对模型和系统进行了合理性的验证。

## 1 相关研究

目前备件分类模型主要由两部分组成,第一步是根据企业实际需要或是模型要求提取备件的各类特征,这类特征包括:备件最近一段时间的销售额、备件的销售提前期、备件库存量、备件补货成本、补货时间这些客观的统计数据<sup>[7-9]</sup>,备件需求波动程度、时效性、通用性、生产依赖性这些依据特定需求按某些规则进一步提取的特征数据,以及备件关键性、设备关键性、缺件的影响度、购买难易度等主观鉴别的由专家或是经验从业人员标注的备件特征<sup>[6,10]</sup>。第二步是确定用于分类的模型,目前常用的分类模型有:以备件销售额为分类依据的ABC分类法<sup>[6,9]</sup>;结合定量和定性分析的AHP分类模型<sup>[11]</sup>;FSN分类模型,以设备关键性为重要分类依据的VED分类模型<sup>[12-13]</sup>;以备件价值、提前期和数量为分类依据的WLQ分类模型<sup>[14]</sup>;基于模糊理论、遗传算法和启发式算法的备件分类模型<sup>[15-17]</sup>以及使用神经网络来鉴别备件类别的模型<sup>[18]</sup>。这些模型均在备件分类上取得了非常好的分类效果。

ABC备件分类法由于其易于操作且结果合理的特性在实际的备件库存管理中应用广泛。ABC分类法旨在通过一定的备件特征和分析规则将库存备件分为ABC三个类别,在此三个类别的基础上制定相应的

管理策略。在此模型的实际使用中,通常使用备件的销售额作为分类的主要依据,按照备件销售额占库存备件总销售额的百分比将备件分为几类<sup>[9]</sup>。为每一类备件制定的管理策略在不同企业中各有不同,但均会为A类备件制定高频的连续性的检查策略,每天检查库存,若有缺货风险则会立即补货,为B类备件制定周期性管理策略,通常是一月一次或是几月一次,然后根据检查情况制定下一步的补货计划,为C类备件制定高低警戒线的方式完成触发式补货提醒<sup>[6,9]</sup>。

文章在ABC分类法的基础上提出了一种基于层级提升和层级重校正的分类模型,此模型相较于目前广泛使用的ABC分类模型有三个主要改进:(1)扩展了描述备件的特征,改善了目前ABC分类模型在备件分类特征上表达能力不足的缺点;(2)采用了目前学术界对集成模型的最新研究成果,即深度森林<sup>[19]</sup>,此类模型能够基于原始特征数据对分类精度进行持续性提升,相比于其他集成模型,深度森林类的层级提升模型能够最大可能地发挥出备件特征的应有区分能力;(3)提出的模型能够根据实际需要和计算能力给出一个自适应的模型结构,方便使用此模型的系统进行动态的模型复杂性调控。

## 2 车辆备件特征

本章阐述了几种常用备件分类模型使用的特征,并对其含义进行说明,最后在此基础上提出层级提升模型的分类特征。

ABC分类模型通常使用备件销售额或库存金额作为主要分类特征,依据备件的销售额或库存金额占比进行备件分类,在实际管控策略的制定中,一般还需要用历史销售记录对未来一段时间的销售量进行预测,并根据预测结果和目前的仓储货运情况制定进一步的补货策略。也有文献提出只考虑备件自身固有的特征无法做到准确分类,需要将备件所属设备的重要性程度也一并作为分类依据<sup>[6]</sup>。

AHP分类法将备件分为直接面向终端市场的成品备件和生产过程中所需的零配件,并分别为这两类备件制定不同的描述特征<sup>[11]</sup>。作者认为这两类备件面向的客户不同且用途也不同,因此应该制定不同的特征提取规则。对于第一类备件,作者认为补货时间、库存持有成本、实效性、利润贡献程度、补货成本和需求波动程度等特征能够很好地描述备件的类别特点。对于第二类备件,作者提取出了库存持有成本、补货时间、实效性、补货成本、通用性、生产依赖性以及数量折扣这些重要特征。

WLQ备件分类模型将备件的价值W、备件的订货提前期LT以及备件的数量Q综合起来,形成了备

件类别的综合评判指标<sup>[14]</sup>,WLQ 指标能够将备件固有的特征放置于需求链中对备件类别的进行动态的判断。

ABC 两阶段改进分类模型将备件的重要性与备件所属设备的重要性关联起来<sup>[6]</sup>,作者认为设备的重要程度会直接影响到其备件的重要性,并将设备分为了关键设备、一般设备和辅助设备三大类,重要程度依次递减,分别拥有 ABC、BC 和 C 三种下属类别,使用 AHP 和蒙特卡洛模拟法分类其所属备件。

文章综合考虑了以上几种备件的特征提取方式,认为在备件供应链的上下游以及末端服务节点中,即使是相同的备件,也很有可能具有截然不同的重要性,

且缺货带给企业的风险也是不同的。因此,除了考虑备件固有的特征之外,更应该关注备件所在企业以及所在供应链不同位置对备件潜在风险的影响。目前大多数车辆备件供应链采用的是以整车制造厂为核心的供货模式,整车制造厂从配件供应商处采购相应车型的零部件,并将这些配件通过中心库和各地的二级库分销给各地的服务商、维修点或是 4S 店,如图 1 所示。此种供应模式决定了在供应链条的不同位置以及不同企业,相同备件会具有不同的用途和价值,同时也就具备了不同的潜在风险。因此需要将备件的所在环境作为一个重要的考量参数。

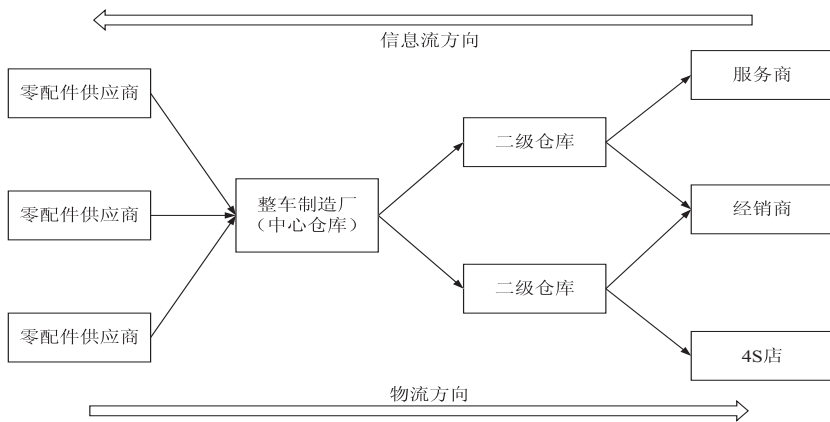


图 1 车辆配件供应链示意图

考虑到整个特征提取流程的易用性、可行性以及车辆备件仓库、服务商的实际库存数据,笔者将层级提升模型(CBRE)所使用的备件特征分为了两大类。第一类是备件的固有特征,包括了备件的类别、备件所属的车辆型号、备件库存量、备件在过去一年内的销售

额、销售量的分段累积值以及备件的订货提前期;第二类是描述会对备件潜在风险造成影响的外部环境特征,包括备件所在供应链节点的类别、企业类型、库存警戒存量上界、库存警戒存量下界以及偏离上界/下界的数量。配件特征结构如图 2 和图 3 所示。

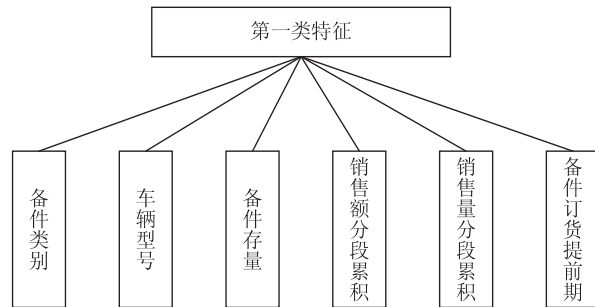


图 2 备件第一类特征

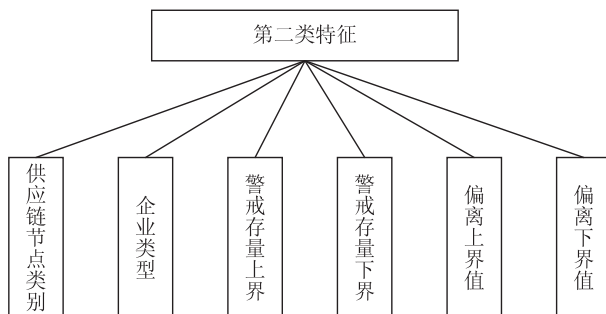


图 3 备件第二类特征

### 3 层级提升重校正模型原理

层级提升重校正模型(CBRE)是一种集成模型,基于 gcForest 和 daForest<sup>[19]</sup>并结合模型的实际使用场景做了改进。CBRE 一般是由多个集成学习模块  $E_l$  构成,其中  $l$  代表模块所在的层级。假设有一组输入特征  $X \subset R^d$ ,那么模块  $E_l$  代表了一种非线性的变换  $E_l(\cdot):X \rightarrow [0,1]$ ,这种变换的目的是从输入特征(备件第一和第二类特征)中提取出样本的类别分布  $D_l$ 。每一个学习模块是由多个个体学习器  $F_{li}$  构成,每个学习器可以是任意一种可以适应提升算法的分类模型。笔者在 CBRE 模型中采用了 Random Forest 和

Extremely Random Forest<sup>[20-21]</sup>作为个体学习器。在模型的训练过程中,每个层级的样本类别分布都将结合样本原始特征(备件第一和第二类特征)继续用于训练下一个层级的集成学习模块  $E_{l+1}$ 。每个模块依次串联,逐层训练,在层级训练过程中,笔者采用了 daForest 的层级提升配置,使用 SAMME. R 作为提升基础算法,其原因是 SAMME. R 提升算法相对于 Adaboost M1、Adaboost M2 以及 Adaboost MH<sup>[22-23]</sup>,能够更好地适应多类别分类任务。CBRE 模型结构如图 4 所示。

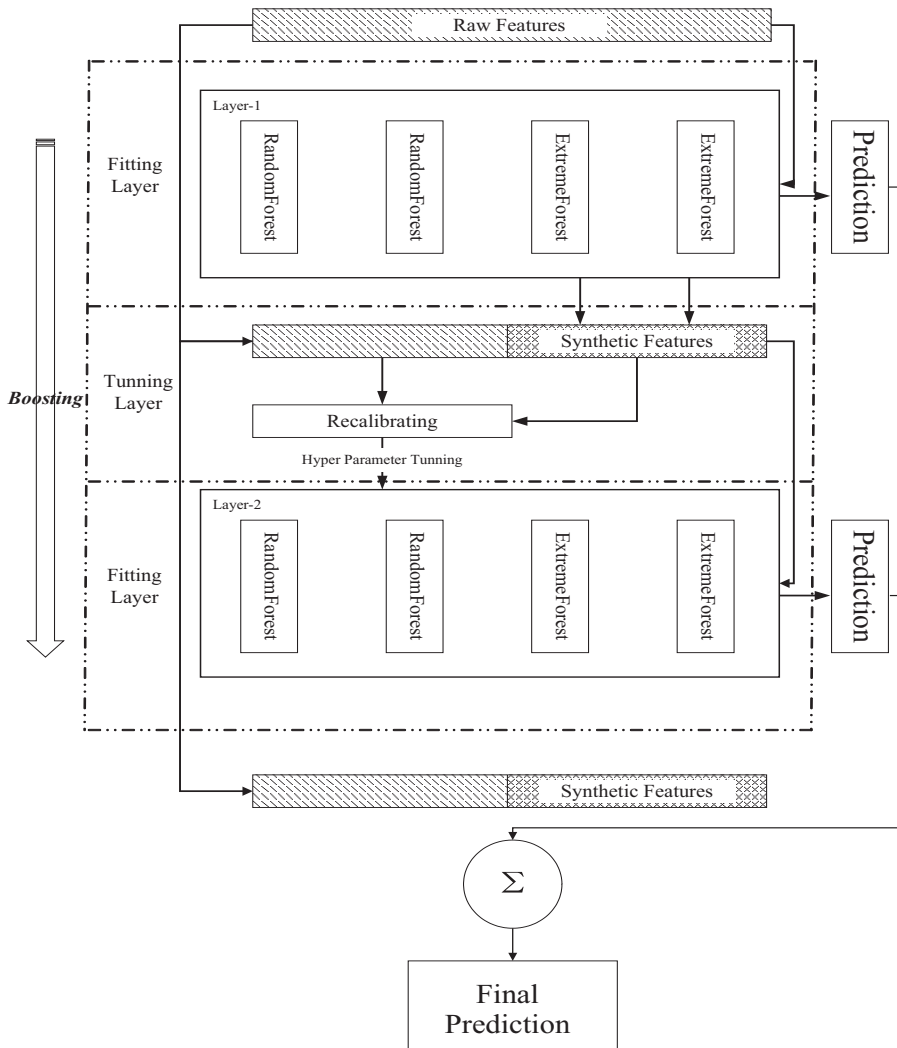


图4 层级提升重校正模型(CBRE)结构

在每个层级的学习模块之间,除了进行原始特征(Raw Feature)和合成特征(Synthetic Feature)的整合以及提升(Boosting)计算操作之外,还需要根据整合特征推算出下一层级的个体学习器  $F_{l+1i}$  的超参数(重校正),这些超参数包括每个森林(Random Forest 和 Extremely Random Forest)中的决策树个数。笔者在每个学习模块中设置了四个个体学习器,分别为两个 R. Forest 和两个 E. Forest。每个决策树的输出为  $PT_{l+1ij}$ ,

森林的输出为  $PF_{l+1i}$ ,重校正的目的是寻找最合适的  $J$ ,使得  $accuracy(PF_{l+1i})$  达到最大,即:

$$Optimal J = \underset{j}{\operatorname{argmax}} \frac{\sum_j TF_{l+1ij}}{J}$$

将上式应用于下一层级的每个个体学习器,即可寻找出最佳的超参数配置。CBRE 的完整算法描述如下:

算法:CBRE Training Procedure

算法输入:备件特征  $X = [X_0], X_0 \subset \mathbb{R}^d$ , 备件类别标签  $Y$ , 共  $K$  个类别

1. 初始化每个备件样本权重  $W_1$
2. For  $j = 1$  to  $L$  :
3. 使用特征  $X$  和权重  $W_j$  训练学习模块  $E_j$
4. 获得  $E_j$  的类别概率分布计算结果  $h_j$
5. 使用 SAMME. R 计算获得新的权重  $W_{j+1}$
6. 整合特征  $X = [X_0, h^j(x)], X \subset \mathbb{R}^{d+k*n}$
7. 使用整合特征  $X$  和  $Y$  校正学习模块  $E_{j+1}$
8. 获得最终类别概率分布  $\arg \max_k \sum_j h_k^j(x)$

其中  $L$  代表模型的层级深度,此参数可以根据实际情况设置,也可以根据模型的收敛程度动态地确定。

### 4 车辆备件分类系统设计

文章以国内某车辆制造企业为研究对象,通过调研其下属车辆备件业务与业务数据,发现该企业正在使用以销售额、库存量占比为分类依据的原始 ABC 分类模型。在一部分下游仓库和服务商中,该模型能够发挥作用,能够协助供应链管理人员和仓库管理人员完成对车辆备件的分类工作,并为业务人员制定相应管理策略提供依据。但是在该车辆制造企业的部分下游节点中,依然存在大量的备件库存管理问题,主要表

现为关键备件频繁出现缺件情况,供应链管理人员不得不临时向上游备件仓库发送加急备件请求。相比于提前发送所有需采购的备件请求,加急请求只针对一种或几种急缺的车辆备件,这种供货方式极有可能出现上游二级仓库也无存货的情况,此时需要等待二级仓库向中心库发送调拨请求,中心库完成备件调拨后,再由二级仓库给下游服务商供货,等待时间进一步延长。长时间的备件缺货会给顾客对服务商的满意度以及相应车辆品牌造成不良影响。同时临时的紧急备件调拨和购买也会加大备件的获取成本,降低服务商的营业利润。为了能够最大程度地避免备件缺货,需要根据备件数据和外部环境特征动态地给备件划分相应类别,完成对备件管理策略的动态调整,防止出现备件策略分配结果与备件实际情况不吻合的情况发生,同时也应保证整个系统的实时性,对备件和外部环境因素的变化做出及时的反馈,避免出现分类信息迟滞。

车辆备件分类系统除了需要能够准确、及时地对备件完成类型判别和策略分配,还需要能够与所研究企业现有地备件分级系统相兼容,能够实现新旧系统的无缝切换。因此,笔者结合备件的二类特征以及 CBRE 分类模型,提出了一种可替换车辆备件分类系统。该系统总体结构如图 5 所示。

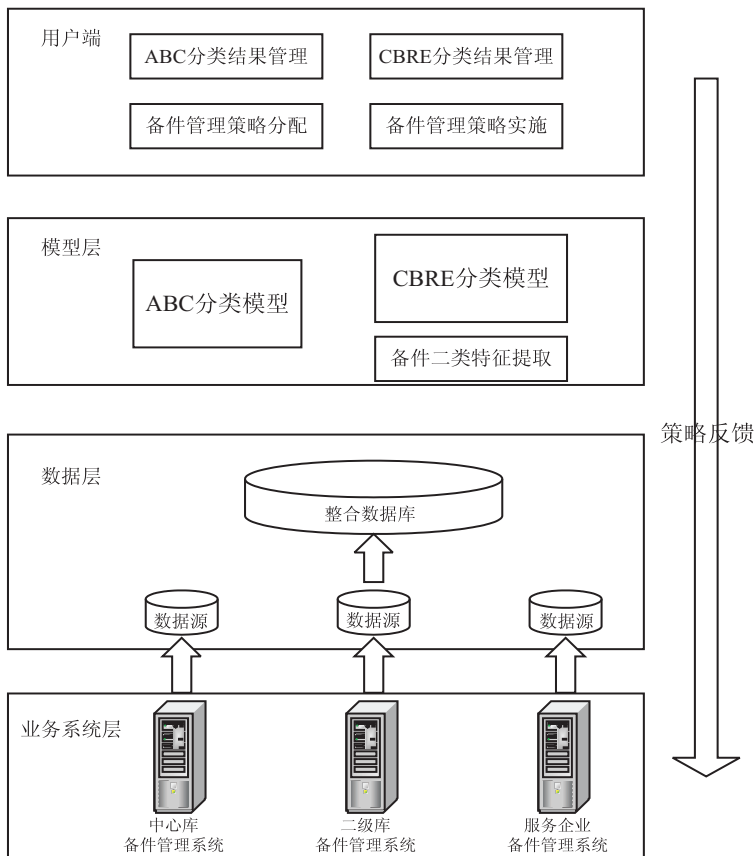


图 5 车辆备件分类系统结构

在使用所研究车辆制造企业的业务数据运行系统过程中,发现提出的模型和备件特征提取方法能够有效地降低下游服务商的缺货率,对于一些高价值的关键车辆备件,此系统能够结合备件内外部特征有针对性地给管理人员提出策略分配意见,有效地缓解了供应链管理工作人员的工作负荷以及提高了策略分配的准确度。

## 5 结束语

文章首先分析了目前车辆备件的市场环境和管理现状,认为在目前车辆保有量不断增大,车辆备件市场利润在整个汽车产业链中的价值占比越来越大的情况下,一个合理有效的备件管理机制能够在很大程度上提升车辆售后服务的质量和车辆的品牌价值。而管理机制是否合理取决于备件管理策略的分配是否与其实际的销售情况相吻合。文章提出了备件的二类特征提取策略,该策略不仅能将备件的固有特征考虑在内,还能够充分描述备件所在的外部环境特征,从一个更加立体的角度完成备件特征的描述。同时提出了一种层级提升重校正模型(CBRE),该模型能够根据实际需要逐层地完成自适应与自我校正,分类精度会随着层级的加深而提高,此模型能最大化地挖掘备件特征的价值。基于此模型研发的备件分类系统有效降低了车辆制造企业下游服务商地缺货率和因此产生的额外成本。

## 参考文献:

- [1] 凯文,张扬. 2017年中国汽配行业研究报告:市场规模预计2019年将破5000亿元[EB/OL]. 2017. <http://36kr.com/p/5091903.html>.
- [2] 慧聪汽车配件. 汽车零部件占整个汽车产业链50%的价值[EB/OL]. 2009. <http://auto.ifeng.com/usecar/news/20090915/105656.shtml>.
- [3] 张珍. 论市场营销过程中的推销策略[J]. 北方经贸, 1995(23):36.
- [4] 彭俊松. 汽车行业售后配件管理系统一在配件供应链中挖掘价值和利润[M]. 北京:电子工业出版社,2006.
- [5] 隋立春. 一汽—大众汽车售后服务备件管理策略研究[D]. 天津:天津大学,2012.
- [6] 丁留明,崔南方,李晋. 考虑设备关键性的备件库存

ABC分类两阶段改进模型研究[J]. 物流技术,2006(12):41-44.

- [7] 王夏阳. 供应链库存管理:基于提前期不确定性的研究[M]. 北京:经济管理出版社,2010.
- [8] 赵学锋,张金隆,蔡淑琴. 定量分析模型在维修配件库存控制中的应用[J]. 中国机械工程,2004,15(9):824-827.
- [9] 张莉. ABC分析法在库存管理中的应用[J]. 中国物流与采购,2003(10):47.
- [10] 印乐. 某大型汽车零部件制造企业备件库存策略的应用研究[D]. 上海:上海交通大学,2014.
- [11] 严婷婷,李宏余. 基于AHP的库存产品分类模型研究[J]. 物流技术,2005(11):34-37.
- [12] BOŠNJAKOVIĆ M. Multicriteria inventory model for spare parts[J]. Tehnicki Vjesnik Technical Gazette,2010,17(4):499-504.
- [13] 曾翔,徐廷学,安进,等. 备件分类算法研究综述[J]. 航空兵器,2018(2):77-82.
- [14] 张立国. 基于WLQ的企业备件分类研究[J]. 沿海企业与科技,2010(3):60-61.
- [15] 朱紫茂. 维修备件库存的两级优化研究[J]. 物流技术,2008,27(2):61-63.
- [16] 梁广涛,王天虹. 备件库存分类方法探讨[J]. 建设机械技术与管理,1999(5):28-29.
- [17] LIU J, LIAO X, ZHAO W, et al. A classification approach based on the outranking model for multiple criteria ABC analysis[J]. Omega,2016,61:19-34.
- [18] LÓPEZ-SOTO D, ANGEL-BELLO F, YACOUT S, et al. A multi-start algorithm to design a multi-class classifier for a multi-criteria ABC inventory classification problem[J]. Expert Systems with Applications,2017,81:12-21.
- [19] ZHOU Z, FENG J. Deep forest: towards an alternative to deep neural networks[C]//International joint conference on artificial intelligence. [s.l.]:[s.n.],2017:3553-3559.
- [20] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning,2001,45:5-32.
- [21] GEURTS P, DAMIEN E, LOUIS W. Extremely randomized trees[J]. Machine learning,2006,63(1):3-42.
- [22] ZHU J, ROSSET S, ZOU H, et al. Multi-class Adaboost[J]. Statistics and Its Interface,2009,2(3):349-360.
- [23] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. Kauai, HI, USA: IEEE,2001.