

基于混合策略的关联分类方法*

李学明, 付萌, 李宾飞

(重庆大学计算机学院, 重庆 400044)

摘要: 关联分类中现有的显式学习方法无法解决 small disjunction 问题, 而 Lazy 方法分类效率低。针对这两类方法存在的问题, 提出了一种基于混合策略的关联分类方法。具体算法为: 先判断待分类样本是否满足显式学习模式的分类器特征; 然后把满足分类器特征的待分类样本用显式模式进行分类, 把不满足分类器特征的待分类样本用 Lazy 模式来预测; 最后结合两类方法的分类结果得到最终的分类结果。实验比较了该方法与传统的关联分类方法, 结果表明, 该方法在分类准确率和执行效率方面均达到了更好的效果。

关键词: 混合策略; 关联分类方法; 显式学习方法; Lazy 方法

中图分类号: TP312 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)03-724-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2013.03.020

Associative classification based on hybrid strategy

LI Xue-ming, FU Meng, LI Bin-fei

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The existing explicit learning method of associative classification can't solve small disjunction problem and the lazy method's classification efficiency is low. According to the deficiency of the two approaches, this paper proposed an improved algorithm, associative classification based on hybrid strategy. The algorithm could be summarized as follows. Firstly, it judged whether the test sample met the classifier characters of the explicit learning mode, then used the explicit learning method to classify the test sample which met the classifier characters and used the Lazy method to classify the test sample which didn't meet the classifier characters. Finally, it combined the classification results of the two types of methods to get the final classification results. The experiments compared this method with the traditional associative classification approaches. Results show that the method is more effective in terms of classification accuracy and execution efficiency.

Key words: hybrid strategy; associative classification approach; explicit learning method; Lazy method

0 引言

关联分类^[1]是近年来发展起来的一种基于关联规则的分类方法。该类方法的出现相对于决策树方法、神经网络方法、贝叶斯分类方法、K-近邻方法、支持向量机等发展得较晚, 但是其准确率、可扩展性已经得到了不少研究者的关注, 成为了分类研究领域的一个重要和有价值的分支方向。

现有的关联分类方法总体上可以分为两大类: 一类是显式学习方法的关联分类, 其包括了训练和分类两个阶段, 且这两个阶段都是独立的; 另一类是基于 Lazy 方法的关联分类^[2], 训练被推迟到了分类阶段, 或者说训练是隐含在分类中的。

在国际上有影响的显式方法主要有 Liu 等人^[3]提出的基于类关联规则的分类算法 CBA, Li 等人^[4]提出的基于多条关联规则的分类算法 CMAR, Yin 等人^[5]提出的预测型关联规则的分类算法 CPAR 等, 目前的一些显式学习关联分类方法的研究主要是对 CBA、CMAR 等算法的改进。文献[6]对 CBA 算法进行改进, 在选择高置信度构造分类器的基础上, 优先考虑短规则分类; 文献[7]通过改进 CMAR 算法中 FP-tree 的建立过程, 使 FP-tree 的时间和空间效率得到提高; 文献[8]通过将用户推荐模型思想和最小权重 FP-tree 相结合, 把原始数据降维,

提高构造树的效率, 但该类方法仍无法解决 small disjunction 问题^[9], 若降低规则的支持度和置信度, 又会产生规则爆炸问题。在 Lazy 关联分类方法研究过程中, 文献[10]针对 L3 算法备用规则过大的问题, 提出了采用多种剪枝方法对规则进行无损压缩; 文献[2]提出了一种利用待分类本来对训练样本进行投影, 然后从投影数据库中进行类关联规则挖掘的 Lazy 关联分类方法, 提高了挖掘效率。该类分类模式较好地解决了 small disjunction 问题和候选规则集过大的问题, 但当待分类样本过多时, 效率很低且容易招致过度拟合问题。

针对两类方法存在的不足以及结合它们各自的优点, 本文主要展开了结合显式学习方法和 Lazy 方法的关联分类方法研究, 其主要贡献如下: a) 提出了结合显式学习方法和 Lazy 方法的混合策略关联分类模型; b) 在算法方面, 采用 Lazy 方法解决了显式学习模式存在的 small disjunction 问题, 提高了分类准确率; c) 整体执行效率方面较 Lazy 方法有很大的提高, 解决了现有的 Lazy 关联分类的效率以及实用性问题。

1 现有的关联分类方法

1.1 CBA 方法

显式的学习方法较为典型的是 Liu 等人^[3]提出的基于类

收稿日期: 2012-07-12; 修回日期: 2012-08-24 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61103114)

作者简介: 李学明(1967-), 男, 重庆人, 教授, 主要研究方向为数据挖掘、电子商务、网络安全(lixuemin@edu.cqu.cn); 付萌(1988-), 女(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为数据挖掘、电子商务; 李宾飞(1989-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为数据挖掘、电子商务。

关联规则的分类算法 CBA。CBA 算法可分为以下三个步骤:

- a) 若数据集中包括连续属性,则首先离散化。
- b) 使用规则产生算法 CBA-RG,产生所有的候选分类规则集 CARs。
- c) 使用分类器构造算法 CBA-CB,从候选分类规则集 CARs 中选择合适的规则来构造分类器。

CBA 算法涉及以下一些基本概念:

设 $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$ 为数据项集合, D 是事务集, D 中的每个事务 T 是 I 的一个数据项子集,即 $T \subseteq I$ 。设 A 为一个数据项集合,当且仅当 $A \subseteq T$ 时,称事务 T 包含 A 。一个关联规则就是形如“ $A \rightarrow B$ ”的蕴涵式,其中, $A \subseteq I, B \subseteq I$ 且 $A \cap B = \emptyset$ 。

关联规则 $A \rightarrow B$ 可用如下参数描述:

- a) 支持度:

$$\text{sup}(A \rightarrow B) = P(A \cup B)$$

- b) 置信度:

$$\text{conf}(A \rightarrow B) = P(B|A) = \frac{\text{sup}(A \cup B)}{\text{sup}(A)}$$

其中:sup 是 D 中事务同时包含 A 和 B 的百分比,是对关联规则重要性的衡量。如果项集满足最小支持度,则称它为频繁项集;conf 是指 D 中包含 A 事务的同时也包含 B 的百分比,是对关联规则准确度的衡量。

在步骤 b) 中需要利用关联规则算法 Apriori 发现所有右部为类别的关联规则。在步骤 c) 中将 CARs 按置信度从大到小排序,优先选择高置信度规则插入分类器,并删除该规则在训练样本中覆盖的样本对象;若该规则没有覆盖任何训练样本对象,则该规则不加入分类器。按这样的方法将 CARs 中的规则执行一遍,以确保最终分类器中的每一条规则至少覆盖一个以上训练对象。对于训练样本中不能被任何分类规则所覆盖的样本对象,选择大部分样本所属类别为默认类。将分类器中不能增加分类准确率的规则剪枝,剩余规则组成最后的分类器。

1.2 Lazy 关联分类方法

Lazy 关联分类方法对每一个测试样本都会生成相应的分类器。Lazy 关联分类方法的步骤如下:

- a) 利用待分类的样本 A 的属性对训练数据集 D 进行投影。
- b) 从投影后的数据集 D_A 中进行类关联规则挖掘。
- c) 对挖掘得到的规则进行排序,选择最好的规则进行分类。

该方法中,训练数据集按待分类样本的属性投影,使得训练样本的规模减小,同时很多属性被省略了,从而提高了挖掘的效率。并且,训练样本是按待分类样本的属性进行投影的,从经过投影的数据集中挖掘得到的规则一定与待分类样本匹配,即能够最大限度地对待分类样本进行正确分类。

Lazy 关联分类算法描述如下所示:

```
//Lazy 算法描述
//设  $D$  为训练数据集,  $T$  为测试数据集
for each  $t_i \in T$  do
  let  $D_{t_i}$  be the projection of  $D$  on features only from  $t_i$ 
  let  $C_{t_i}^l$  be the set of all rules  $\{x \rightarrow c\}$  mined from  $D_{t_i}$ 
  sort  $C_{t_i}^l$  according to information gain
  pick the first rule  $\{x \rightarrow c\} \in C_{t_i}^l$ , and predict class  $c$ 
```

1.3 现有关联分类方法存在的不足

显式的关联分类方法具有分类规则易于理解和可重用的

特点,且准确度总体上显著地高于传统决策树分类。但是经过研究发现,显式的关联分类仍存在以下不足:

a) 在类关联规则生成阶段,候选规则集庞大。候选规则集过大带来的问题:一是降低了分类效率;二是规则存在冗余;三是算法无法满足高维和大数据集的需要。

b) 在类规则选择阶段,如何从大量候选规则中选出最好的分类规则一直是一个挑战,其核心在于缺少对类关联规则的分类效果进行度量的分类质量指标^[11],现有的分类质量指标主要基于支持度、置信度以及一些启发式策略,但置信度与类关联规则的分类准确度并不完全一致。

候选类关联规则集过大的主要原因在于:类关联规则产生阶段是基于挖掘所有频繁项 AFIs^[12]的,而 AFIs 的规模与项集长度呈指数关系。因此,通常其仅适合低维和具有稀疏关系的数据集。

c) 无法有效解决 small disjunction 问题。Small disjunction 问题就是类样本较少时存在的问题。对关联分类而言,当某类样本较少时,由于类关联规则生成时需要设置最低支持度和最低置信度,因此这些样本蕴涵的分类规则就会被过滤掉。而降低支持度和置信度就会导致更大的挖掘开销。

Lazy 关联分类方法采用 Lazy 分类^[13]思想,把待测试和分类的样本与已分类的样本一起学习,并从中选出最佳的分类规则。该方法的优点是保证了所有的分类规则都是有效的,对每一个待分类样本都需要一个分类器。Lazy 关联分类模式较好地解决了 small disjunction 问题和候选规则集过大的问题。但 Lazy 方法的关联分类也存在如下一些问题:

a) 基于 Lazy 方法的现有关联分类算法对待分类的每个样本都要生成一个分类器,当待分类的样本过多时,其效率是很低的。

b) 在对待分类样本进行分类时,只选取一条规则进行分类,易招致过度拟合问题。

c) 针对在线分类问题,Lazy 关联分类模式很难满足在线分类实时性的需要。基于显式学习模式的分类器,虽然训练时间长,建立的分类器不会占用过多空间,分类时间也短;而 Lazy 方法训练与分类合二为一,需要占用的资源多,时间长。

2 基于混合策略的关联分类方法

2.1 基于混合策略的关联分类方法概述

从上面的分析可知,显式学习方法仍无法解决 small disjunction 问题,同时若降低规则的支持度和置信度,又会产生规则爆炸问题;Lazy 方法较好地解决了显式模式的 small disjunction 问题和候选规则集过大的问题,但当待分类样本很多时,对每一个待分类样本分别进行投影得到相应的训练集显然不可取,若对待分类样本整体进行投影得到的训练集也会相应增大,极端情况下,将和现有的训练集一样,效率很低。所以本文提出了基于混合策略的关联分类方法,在混合模式下,显示模式和 Lazy 方法如何结合是一个关键问题。该方法主要解决了两个问题:a) 如何把 Lazy 方法集合到显式学习模式中;b) 如何利用 Lazy 方法来解决显式模式存在的 small disjunction 问题,使得两者的优势得以体现。

本文提出的算法模型如图 1 所示。

本文提出的算法步骤如下:

a) 在训练数据集上利用关联规则算法 Apriori 发现所有右

部为类别的关联规则。

b) 根据挖掘的规则构造显式分类器。

c) 将待分类样本与构建好的分类器的规则进行匹配。

d) 若完全匹配则用相应规则得到分类结果; 若不匹配则需要根据待分类样本对训练数据集进行投影, 从投影数据集中挖掘关联规则, 并将关联规则进行排序, 构建好 Lazy 分类器。

e) 用 Lazy 分类器中的第一条规则, 即最好的规则对待分类样本进行分类。

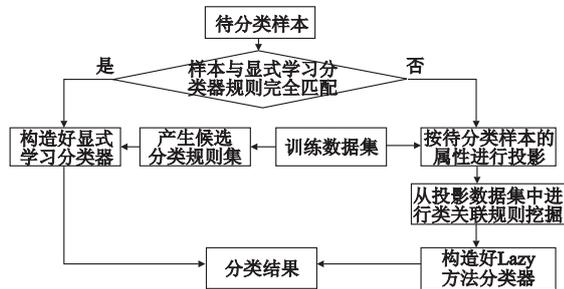


图1 基于混合策略的关联分类

2.2 显式分类器的构造

令 R 表示分类器, r 表示生成的 CARs, D 表示训练数据集。其基本思路是在 R 中选择一组具有高优先级的规则集, 使之能够完整地覆盖训练数据。最终形成的分类器形如:

$$\langle r_1, r_2, \dots, r_n \rangle$$

其中: r_1, r_2, \dots, r_n , 左边的优先次序大于右边, 且在该分类器中不存在缺省类。

若规则 r_i 和 r_j 满足如下任一条件, 则 r_i 的优先级高于 r_j , 记为 $r_i > r_j$ 。

$$\text{conf}(r_i) > \text{conf}(r_j)$$

$$\text{conf}(r_i) = \text{conf}(r_j) \text{ 且 } \text{sup}(r_i) > \text{sup}(r_j)$$

$$\text{conf}(r_i) = \text{conf}(r_j) \text{ 且 } \text{sup}(r_i) = \text{sup}(r_j) \text{ 但 } r_i \subset r_j^{[14]}$$

构造分类器主要步骤如下:

a) 按照规则优先级次序进行排序。

b) 根据次序从 R 中选择分类器规则。根据规则优先级次序, 用每条规则 r 检测训练集 D , 从中找到所有被 r 覆盖的样本, 并从 D 中移除被其覆盖的样本, 如果 r 能够正确地对至少一个样本分类, 则标记 r 为一个潜在的分类器规则。

c) 统计分类错误的个数。当规则产生或不再有训练样本时, 结束规则选择过程。同一组规则对相同的训练集 D 分类, 得出的结果总是一致的。

d) 规则剪枝。丢弃对提高分类器精度无益的规则, 例如: 去除不能对任何一个样本分类的 r ; 保留具有最少错误分类的第一个规则, 其后的规则被丢弃。

2.3 规则的匹配

显式分类器中的规则与测试数据集中对象匹配的概念: 若一个数据对象 obj 和模式 $P = a_{i1}, \dots, a_{ij}, \dots, a_{ik}$ 匹配, 则对 $1 \leq j \leq k$, obj 上每一个属性 A_{ij} 上的值均为 a_{ij} 。这种匹配方式与基于一般频繁项的关联分类算法是相同的。对于一个待分类对象 obj , 若一个分类规则 $x \rightarrow c$ 与该待分类对象是匹配的, 则它满足该原则: obj 包含 x 中所有的属性值, 如 $\text{obj} = \text{CDTW}$, 则规则 $\text{CDT} \rightarrow N$ 为与其相匹配的分类规则, 对象 obj 的类标为 N 。不满足该原则的数据对象则不能用显式分类器中的规则进行分类。

当训练数据集中的某类样本很少时, 由于类关联规则生成

时需要设置最低支持度和最低置信度, 因此这些样本蕴涵的分类规则就会被过滤掉。而显式分类器中不存在缺省类, 因而某些待分类样本在显式分类器中不能找到相应的关联规则。这些不能与分类器规则完全匹配的待分类样本则需要用 Lazy 方法进行分类。

在显式学习方法中构建的分类器存在缺省类, 当不能完全匹配分类器中的规则时, 则用缺省类进行分类。该方法导致分类的准确率降低, 即显式模式无法有效解决 small disjunction 问题。而本文提出的基于混合策略的关联分类方法在待分类样本无法与分类器中规则完全匹配时, 则将该待分类样本用 Lazy 方法进行分类。在所有的待分类样本中, 不满足匹配原则的样本只是一部分, 样本个数不会太多, 用 Lazy 方法进行分类也不会导致效率低。所以本文的方法有机地把显式学习和 Lazy 方法结合起来, 使两个模式的优点得以发挥, 同时克服了各自的缺点, 是一个实用的关联分类方法。

3 实验对比和分析

3.1 实验数据

为测试本文提出的基于混合策略的关联分类方法的性能, 本文选用数据挖掘领域用来对比不同算法性能的标准数据库 UCI ML Repository 中的数据集。表 1 给出了 18 个数据集的详细信息。

表 1 UCI 实验数据集描述

数据集	属性数	样本数	类标数	数据集	属性数	样本数	类标数
anneal	38	798	6	horse	27	368	3
austra	14	690	2	iris	4	150	3
auto	26	205	6	labor	16	57	2
breast	10	699	6	led7	7	3200	9
cleve	14	303	2	lymp	18	148	4
crx	15	690	2	vehicle	18	846	4
glass	10	214	7	wave	21	5000	3
heart	13	270	2	wine	13	178	3
hepati	19	155	2	zoom	17	101	7

3.2 结果和分析

对选用的 UCI 数据集采用 10 折交叉验证, 分别把每个数据集分成 10 份 S_1, S_2, \dots, S_{10} , 训练和测试进行 10 次, 在第 i 次迭代, S_i 用做测试集, 其余的作为训练集。分类准确率是 10 次正确分类数与样本总数之比的平均值。执行时间是 10 次执行时间的平均值。

实验参数设置: minsup 为 1%, minconf 为 60%。本文提出的方法与 CBA、Lazy 方法在准确率、执行时间方面的对比分别如表 2 和 3 所示。

表 2 算法准确率比较

数据集	CBA			Lazy			本文方法			/%
	CBA	Lazy	本文方法	CBA	Lazy	本文方法	CBA	Lazy	本文方法	
anneal	96.4	96.4	96.5*	iris	92.9	95.4	93.3			
austra	86.6	86.6	86.1	labor	83.0	83.0	94.0*			
auto	72.8	77.1	81.0*	led7	72.2	74.5	92.4*			
breast	95.8	95.9	96.1*	lymp	80.4	81.8	82.9*			
cleve	83.3	83.3	82.3	vehicle	68.7	70.0	72.5*			
crx	85.9	85.9	85.2	wave	79.4	81.1	82.9*			
glass	72.6	72.6	77.6*	wine	91.6	96.1	97.1*			
heart	81.5	82.8	83.3*	zoom	94.6	94.6	94.0			
hepati	84.9	84.9	82.7	average	83.6	84.7	86.9			
horse	81.3	82.8	84.7*							

表3 执行时间比较 /s

数据集	CBA	Lazy	本文方法	数据集	CBA	Lazy	本文方法
anneal	8.9	137.8	10.3	iris	0.1	0.4	0.1
austra	77.9	392.4	85.2	labor	0.3	0.2	0.3
auto	1.1	2.9	1.3	led7	7.9	609.1	8.5
breast	3.8	40.4	4.1	lymp	108.6	26.0	113.4
cleve	10.1	22.8	10.5	vehicle	483.3	560.8	504.2
crx	81.0	402.3	81.9	wave	252.0	8508.4	364.6
glass	0.5	1.4	0.6	wine	10.9	17.7	12.1
heart	3.2	11.1	3.5	zoom	4.4	7.3	5.0
hepati	74.6	45.0	75.4	average	68.42	603.57	77.07
horse	103.0	78.3	106.2				

从表2中可以看出,本文方法在准确率上优于CBA及Lazy方法。与CBA算法相比,本文方法的平均准确率提高了3.3%;与Lazy方法相比,本文方法的平均准确率提高了2.2%。具体而言,本文方法在18个数据集集中的12个表现出了更好的分类准确率(在表2中用*标记)。

从表3中可以看出,本文方法在执行时间方面远远少于Lazy方法,略多于CBA方法。具体而言,本文方法在18个数据集集中的14个数据集(除hepati、horse、iris、lymp)的执行时间均少于Lazy方法。这证明本文的方法在执行效率上较Lazy方法高,同时说明Lazy方法在待分类样本较少、属性较多时挖掘的效率较高,但当待分类样本很多时,按照现有Lazy方法投影得到的训练集也会相应增大,极端情况下,将和现有的训练集一样,效率很低。

表2、3的结果验证了本文的方法——结合显式学习方法与Lazy方法性能更加优越,不仅解决了显式学习中的small disjunction问题,提高了整体的准确率,还在执行效率上较Lazy方法高,解决了Lazy方法的效率问题。

4 结束语

本文提出了一种基于混合策略的关联分类方法。分析和实验结果表明,本文方法在准确率和执行效率方面均达到了较好的效果。它有机地把显式学习和Lazy方法结合起来,使两个模式的优点得以发挥:a)在算法方面,采用Lazy方法解决了显式学习模式存在的small disjunction问题,提高了分类准确率;b)在整体执行效率方面较Lazy方法有很大的提高,解决了现有的Lazy关联分类的效率问题以及实用性问题。

本文的进一步工作是继续优化该算法的显式模式与Lazy模式两个方面,提高分类准确率,并与其他分类算法作进一步比较。

参考文献:

- [1] THABTAH F. A review of associative classification mining[J]. *The Knowledge Engineering Review*,2007,22(1):37-65.
- [2] VELOSO A, MEIRA W, ZAKI M J. Lazy association classification [C]//Proc of the 6th IEEE International Conference on Data Mining. 2006:645-654.
- [3] LIU Bing, HSU W, MA Yi-ming. Integrating classification and association rule mining [C]//Proc of the 4th International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: American Association for Artificial Intelligence, 1998:80-86.
- [4] LI Wen-min, HAN Jia-wei, PEI Jian. CMAR: accurate and efficient classification based on multiple class-association rules [C]//Proc of IEEE International Conference on Data Mining. Washington DC: IEEE Computer Society, 2001:369-376.
- [5] YIN Xiao-xin, HAN Jia-wei. CPAR: classification based on predictive association rules [C]//Proc of SIAM International Conference on Data Mining. San Francisco: SDM, 2003:331-335.
- [6] 武建华,沈均毅,王元元. 一种改进的关联分类算法[J]. *计算机工程*,2009,35(9):63-65.
- [7] 赵传中,何顺刚,杨吉宏,等. 基于多分类—关联规则的数据流分类算法[J]. *计算机工程*,2010,36(9):38-40.
- [8] 郑滢,朱群雄. 基于用户兴趣度的FP-TREE算法的改进与应用[J]. *计算机工程与应用*,2012,48(11):143-147.
- [9] HOLTE R, AACKER L, PORTER B. Concept learning and the problem of small disjuncts [C]//Proc of International Joint Conference on Artificial Intelligence. Detroit: Artificial Intelligence, 1989:813-818.
- [10] BARALIS E, CHIUSANO S, GARZA P. A lazy approach to associative classification [J]. *IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering*,2008,20(2):156-171.
- [11] GENG L, HAMILTON H J. Interestingness measures for data mining: a survey [J]. *ACM Computing Surveys*,2006,38(3):1-32.
- [12] PEI Jian, HAN Jia-wei, MAO Run-ying. CLOSET: an efficient algorithm for mining frequent closed itemsets [C]//Proc of ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery. 2000:21-30.
- [13] FRIEDMAN J, KOHAVI R, YUN Y. Lazy decision trees [C]//Proc of the 3rd National Conference on Art Intelligence. Portland: The Association for the Advancement of Artificial Intelligence. 1996:717-724.
- [14] WANG Ke, ZHOU Sen-qiang, HE Yu. Growing decision trees on support-less association rules [C]//Proc of the 6th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press,2000:265-269.

(上接第723页)

- [6] 王文宾,达庆利. 零售商与第三方回收下闭环供应链回收与定价研究[J]. *管理工程学报*,2010,24(2):130-133.
- [7] 韩小花. 基于制造商竞争的闭环供应链回收渠道的决策分析[J]. *系统工程*,2010,28(5):36-41.
- [8] 易余胤. 基于再制造的闭环供应链协调定价研究[J]. *商业经济与管理*,2009,215(9):17-22.
- [9] 王旭,张男,王银河. 价格折扣契约下应对突发事件下的闭环供应链协调策略[J]. *计算机应用研究*,2012,29(7):2450-2453.
- [10] 胡燕娟,关启亮. 基于复合渠道回收的闭环供应链决策模型研究[J]. *软科学*,2009,23(12):13-17.
- [11] 叶佑林,吴文秀. 混合回收渠道的闭环供应链协调模型研究[J].

科技管理研究,2010,6(17):227-230.

- [12] 何波,杨超,任鸣鸣. 基于第三方物流的产品回收物流网络优化模型及算法[J]. *计算机集成制造系统*,2008,14(1):39-44.
- [13] 魏洁,李军. EPR下的逆向物流回收模式选择研究[J]. *中国管理科学*,2005,13(6):18-22.
- [14] 邢伟,汪寿阳,赵秋红,等. 考虑渠道公平的双渠道供应链均衡策略[J]. *系统工程理论与实践*,2011,31(7):1249-1256.
- [15] BHATTACHARYA S, Jr GUIDE V D R, Van WASSENHOVE L N. Optimal order quantities with remanufacturing a cross new product generations [J]. *Production and Operations Management*,2006,15(3):421-431.