

# 多维时序模糊关联规则在高炉炉温预报中的应用

国宏伟<sup>1)</sup> 高学东<sup>2)</sup> 陈令坤<sup>3)</sup> 杨天钧<sup>1)</sup>

1) 北京科技大学冶金与生态工程学院, 北京 100083 2) 北京科技大学经济与管理学院, 北京 100083

3) 武汉钢铁集团公司, 武汉 430083

**摘要** 根据目前高炉炉温预报推理规则都是由高炉专家根据经验制定的情况, 提出了一种新的规则生成方法——数据挖掘获取高炉炉温预报关联规则. 针对现有挖掘算法的不足, 提出了一种改进的多维时间序列模糊关联规则挖掘算法, 该算法基于时间子序列和子序列间隔的双重模糊化, 避免了挖掘结果“时间边界锐化”的问题. 该算法应用于武钢的1<sup>#</sup>高炉, 挖掘效果良好.

**关键词** 高炉; 专家系统; 炉温预报; 模糊关联规则; 时间序列

**分类号** TF 543.1; TP 311.13

## Application of multidimensional time series fuzzy association rules for hot metal temperature forecasting in a blast furnace

GUO Hongwei<sup>1)</sup>, GAO Xuedong<sup>2)</sup>, CHEN Lingkun<sup>3)</sup>, YANG Tianjun<sup>1)</sup>

1) School of Metallurgical and Ecological Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

2) School of Economics and Management, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

3) Wuhan Iron and Steel Group Corporation, Wuhan 430083, China

**ABSTRACT** Confronted by the present state that the rules for hot metal temperature forecasting are made merely on the base of the experience of blast furnace (BF) experts, a new approach to the rules established through association rules mining from BF data was put forward. The algorithm of multidimensional time series rules mining was improved. The improved algorithm, which bases on the fuzziness of both subsequence and subsequence interval, avoids the influence of “time border sharpness” on the result of mining. The algorithm was applied to No. 1 BF at Wuhan Iron and Steel Group Corporation, and its effects turned out to be satisfactory.

**KEY WORDS** blast furnace (BF); expert system; hot metal temperature forecast; fuzzy association rules; time series

保持合理的炉温是高炉生产稳定运行的关键因素之一. 由于高炉的参数及其控制操作之间具有黑箱和时间滞后的特点, 正确对高炉的炉温预报, 提前采取措施, 一直都是高炉研究者希望解决的问题<sup>[1]</sup>. 目前, 研究高炉炉温预报的主要方法有时间序列模型<sup>[2]</sup>、神经网络<sup>[3-5]</sup>和专家系统. 其中专家系统的方法因为具有推理透明、结果可解释的特点, 逐渐被越来越多的人采用.

高炉炉温预报专家系统的核心推理规则是根据专家经验制定的. 数据挖掘技术是随着计算机的广泛应用与数据的大量积累而快速发展起来的, 它能

够从大量的数据中智能地、自动地抽取有价值的信息<sup>[6]</sup>. 本文提出一种新的炉温预报规则制定方法, 该方法是结合专家知识, 对高炉数据进行关联规则挖掘, 并对挖掘出的规则进行专家评价, 选择有价值的规则.

考虑到高炉的数据是多维时间序列的特点, 本文采用多维时间序列模糊关联规则挖掘方法. 但是目前对于多维时间序列模糊关联规则挖掘算法的研究<sup>[7-9]</sup>, 只是基于时间子序列的模糊化. 虽然避免了子序列模式的“边界锐化”, 却没有考虑时间“边界锐化”. 本文借鉴前人研究<sup>[9]</sup>的基础上, 提出了一种改进的多维时间序列模糊关联规则挖掘算法, 该改进算法是基于时间子序列和子序列间隔的双重模糊化, 从而彻底避免了挖掘结果“时间边界锐化”的问题.

收稿日期: 2007-03-15 修回日期: 2007-05-27

基金项目: 国家经济贸易委员会资助项目(No. 02BK-101-8)

作者简介: 国宏伟(1978-), 男, 讲师, 博士.

E-mail: ghwvip@gmail.com

### 1 变量选取

充分利用专家的知识选择合适的变量组,能够提高挖掘的速度和改善挖掘的结果. 本文根据专家和现场工作者长期的高炉工作经验,选择了一组与高炉炉温预报相关的变量. 对这些变量的时间序列数据组成的数据库,进行多维时间序列模糊关联规则挖掘,从而找出这些变量和炉温在时间序列上的关系. 这些挖掘出的关系也就是关联规则,经过专家评估选择后,加入推理系统的规则库. 选取的变量有以下八个<sup>[10-11]</sup>.

(1)炉热指数 DQ. 代表高炉下部区域的热状态,可以通过高炉下部区域动态热平衡计算得到. 以 900℃为基准,按下式进行计算:

$$DQ = Q_1 + Q_2 - (Q_3 + Q_4 + Q_5 + Q_6).$$

其中,  $Q_1$  为热风带入的有效热量,  $Q_2$  为风口前碳素燃烧热量,  $Q_3$  为鼓风中水汽分解热,  $Q_4$  为碳素溶损反应热量,  $Q_5$  为炉子下部冷却器壁带走的热量,  $Q_6$  为煤粉分解热.

(2)上部渣皮指数 TIS. 能够代表上部渣皮的形成、脱落或者气流形成的规模,可以通过冷却壁(10~14段)的热电偶温度值的变化阈值计算得到.

(3)中部渣皮指数 MIS. 通过冷却壁(8~10段)的热电偶温度值的变化阈值计算得到.

(4)下部渣皮指数 BIS. 通过冷却壁(5~7段)的热电偶温度值的变化阈值计算得到.

(5)熔损反应碳消耗 SLC. 用于计算熔损反应碳的消耗量.

(6)炉顶煤气 CO 含量的变化. CO 的增加标志着高炉热量水平高,因为过多的焦炭燃烧导致热量过多,同时燃烧区产生的 CO 含量增加.

(7)下料速度 MV. 能够表现高炉原料下料的速度. 当下料速度变快时,预热和反应不充分,从而导致下部区域的温度下降,出炉铁水温度下降.

(8)铁水的温度值. 上一次铁水的温度值 PHMT 是炉温预报推理的基准值,其代表上一个阶段炉温的水平. 本次铁水的温度值 HMT,也就是预报系统推理的结果.

关联规则挖掘的目的就是寻求 HMT 与 DQ、TIS、MIS、BIS、SLC、CO 含量、MV 和 PHMT 在时间序列上的关系. 虽然本系统选取的推理前件只有八个变量,但基本上含盖了前人研究<sup>[9]</sup>中的所有变量,并且基于八个变量制定的规则比直接考虑众多变量制定的规则更加简单、实用及有效.

推理的结果是本次铁水的温度值. 铁水温度的

时间序列是一个不规则时间序列,需要按照前面七个变量的序列步长转化为标准时间序列. 转化的原则是:对于空值点用零值代替,对非空值点用近邻值代替.

### 2 变量的模糊离散化

在关联规则挖掘之前,首先需要对选择变量的时间序列进行离散化处理. 这里并非将时间序列形态进行确定性归类,而是能将每一个局部序列依据模糊原理归入到某代表形态中,从而避免“边界锐化”. 文献[9]的算法只考虑了子序列的模糊离散化,这样会使挖掘结果“时间边界锐化”. 本文对时间子序列和子序列间隔都进行了模糊离散化处理.

(1)子序列的模糊离散化. 分为四步:

①设  $s = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  为一时间序列,将一宽度为  $w$  的时间窗作用于  $s$  形成一长度为  $w$  的子序列  $s_i = (x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+w-1})$ ,将时间窗在时间序列  $s$  上从始点至终点进行单步滑移,形成一系列宽度为  $w$  的子序列  $x_1, x_2, \dots, x_{N-w+1}$ ,记

$$w(s, w) = \{s_i \mid i=1, 2, \dots, N-w+1\}$$

为由该时间序列  $s$  用宽度  $w$  的滑窗滑出的子序列集合.

②将  $w(s, w)$  看作  $w$  维欧氏空间中的  $N-w+1$  个点,并将他们随机地分到  $k$  类中,计算每类中心,即第  $j$  类的中心第  $l$  坐标为:

$$x_{jl} = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h x_{jli}, \quad l=1, 2, \dots, w; j=1, 2, \dots, k$$

(1)

③以这些中心作为每类的代表点,计算集合  $W(s, w)$  中每元素  $s_i$  属第  $j$  类代表点的隶属度函数  $\mu_j(s_i)$ :

$$\mu_j(s_i) = \frac{\left[ \frac{1}{|s_i - x_j|^2} \right]^{\frac{1}{b-1}}}{\sum_{c=1}^k \left[ \frac{1}{|s_i - x_c|^2} \right]^{\frac{1}{b-1}}}, \quad j=1, 2, \dots, k; b > 1$$

(2)

其中,  $b > 1$  是一个可以控制聚类结果的模糊程度的常数,  $|s_i - x_j|^2$  表示每一点到第  $j$  类代表点距离的平方.

④用当前的隶属度函数更新计算各类中心:

$$x_{jl} = \frac{\sum_{i=1}^{N-w+1} [\mu_j(s_i)]^b x_{jli}}{\sum_{i=1}^{N-w+1} [\mu_j(s_i)]^b}, \quad j=1, 2, \dots, k; l=1, 2, \dots, w$$

(3)

重复以上步骤③、④的计算,直到各个样本的隶属度稳定. 并且将代表点集合记作  $D = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ , 其中  $x_j$  表示第  $j$  个代表点. 每个变量的时间序列离散的种类数  $k$  可以不同, 在高炉炉温规则挖掘中, 炉热指数和铁水温度的  $k$  都为 7, 其余变量的  $k$  都取 5.

(2)子序列间隔模糊离散化. 前人的研究在对变量序列离散模糊处理后, 就直接进行数据挖掘. 本文考虑了“时间边界锐化”的问题, 对时间序列的序列间隔也进行模糊化的处理. 首先选择三角型模糊器:

$$\mu_{T_i}(t) = \begin{cases} 1 - \frac{t-t_i}{C_i}, & |t-t_i| < C_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

用  $\mu_{T_i}(t)$  表示隶属函数的值, 其中  $t$  为序列间隔时间(如果是子序列的序号差, 需要乘序列步长时间, 进行转换). 将时间序列间隔的模糊代表点集合记作  $Q = \{T_1, T_2, \dots, T_f\}$ , 其中  $T_i$  代表第  $i$  种时间序列间隔状态,  $f$  表示时间序列间隔的状态的种数. 本文中令  $t_1 = 0.875, c_1 = 0.625, t_2 = 1.5, c_2 = 0.25, t_3 = 1.825, c_3 = 0.325, t_4 = 2.625, c_4 = 0.625, t_5 = 3.625, c_5 = 0.625$ .

### 3 多维时间序列模糊关联规则挖掘算法

由于对时间子序列和子序列间隔都进行了模糊离散化处理, 模糊关联规则的频数和置信度的计算也有所变化, 因此给出了频数和置信度的计算公式以及模糊关联规则挖掘的算法.

(1)频数和置信度的计算. 对于  $m$  个变量的时间序列, 经过滑窗处理后得到子序列集合:

$$W(s, w) = \{s_i^h \mid i=1, 2, \dots, (N-w+1), h=1, 2, \dots, m\}.$$

对  $W(s, w)$  中的  $m$  个子集  $\{s_i^h \mid i=1, 2, \dots, (N-w+1)\}, h=1, 2, \dots, m$  均用模糊离散化方法处理后, 则每个子集均得到  $k_h$  个代表形态和该集中各个子序列到该集各个代表形态的隶属度. 每个子集的代表点集合记作  $D^h = \{A_1^h, A_2^h, \dots, A_{k_h}^h\}, h=1, 2, \dots, m$ , 其中  $A_j^h$  表示第  $h$  个子集的第  $j$  个代表形态.  $Q^h = \{T_1^h, T_2^h, \dots, T_{f_j}^h\}, h=1, 2, \dots, m, T_j^h$  代表第  $h$  子集与推理结果(HMT)子集的时间间隔的第  $j$  个模糊形态.

定义模糊关联规则的形式为: 如果当  $T_{p_1}^1$  时  $A_{p_2}^1$  发生, 当  $T_{p_3}^2$  时  $A_{p_4}^2$  发生, …… , 当  $T_{p_{2k-1}}^k$  时  $A_{p_{2k}}^k$  发生, …… , 当  $T_{p_{2h-1}}^h$  时  $A_{p_{2h}}^h$  发生, 则  $B$  发生. 记作

$$(A_{p_2}^1 \wedge T_{p_1}^1 \wedge A_{p_4}^2 \wedge T_{p_3}^2 \wedge \dots \wedge A_{p_{2k}}^k \wedge T_{p_{2k-1}}^k \wedge \dots \wedge A_{p_{2h}}^h \wedge T_{p_{2h-1}}^h) \Rightarrow B.$$

其中  $A_{p_{2k}}^k \in D^k, D^p \in \{D^1, D^2, \dots, D^m\}, k=1, 2, \dots, h, B \in D^m, p_{2k}$  表示子集代表形态的序号, 对于  $i, j=1, 2, \dots, h$  和  $i \neq j$ , 有  $D^i \cap D^j = \emptyset$ .

规则前件“如果当  $T_{p_1}^1$  时  $A_{p_2}^1$  发生, 当  $T_{p_3}^2$  时  $A_{p_4}^2$  发生, …… , 当  $T_{p_{2k-1}}^k$  时  $A_{p_{2k}}^k$  发生, …… , 当  $T_{p_{2h-1}}^h$  时  $A_{p_{2h}}^h$  发生”发生的频数定义为:

$$F(A_{p_2}^1 \wedge T_{p_1}^1 \wedge A_{p_4}^2 \wedge T_{p_3}^2 \wedge \dots \wedge A_{p_{2k}}^k \wedge T_{p_{2k-1}}^k \wedge \dots \wedge A_{p_{2h}}^h \wedge T_{p_{2h-1}}^h) = \sum_{i=1}^{N-w} u_{A_{p_1}^1}(s_i^1) \wedge u_{T_{p_2}^1}(i-T_T) \wedge N_E(2) \quad (5)$$

$$N_E(b) = \sum_{i=1}^{N-w} u_{A_{p_{2b}}^b}(s_i^b) \wedge u_{T_{p_{2b-1}}^b}(i-T_T) \wedge N_E(b+1) \quad (6)$$

其中  $b=h$  时,

$$N_E(h) = \sum_{i=1}^{N-w} u_{A_{p_{2h}}^h}(s_i^h) \wedge u_{T_{p_{2h-1}}^h}(i-T_T) \quad (7)$$

其中,  $T_T$  是序列  $s_i^k$  在  $T_{k-1}^k$  间隔  $B$  的子序列编号. 由于高炉出铁间隔时间大概在  $1 \sim 2$  h, 配合式(5)的序列间隔模糊隶属函数的参数设置, 保证了  $T_T$  的唯一性.

模糊规则  $(A_{p_2}^1 \wedge T_{p_1}^1 \wedge A_{p_4}^2 \wedge T_{p_3}^2 \wedge \dots \wedge A_{p_{2k}}^k \wedge T_{p_{2k-1}}^k \wedge \dots \wedge A_{p_{2h}}^h \wedge T_{p_{2h-1}}^h) \Rightarrow B$  的可信度为:

$$c((A_{p_2}^1 \wedge T_{p_1}^1 \wedge A_{p_4}^2 \wedge T_{p_3}^2 \wedge \dots \wedge A_{p_{2k}}^k \wedge T_{p_{2k-1}}^k \wedge \dots \wedge A_{p_{2h}}^h \wedge T_{p_{2h-1}}^h) \Rightarrow B) = \frac{F(A_{p_2}^1 \wedge T_{p_1}^1 \wedge \dots \wedge A_{p_{2h}}^h \wedge T_{p_{2h-1}}^h \wedge B)}{F(A_{p_2}^1 \wedge T_{p_1}^1 \wedge \dots \wedge A_{p_{2h}}^h \wedge T_{p_{2h-1}}^h)} \quad (8)$$

其中  $F(A_{p_2}^1 \wedge T_{p_1}^1 \wedge \dots \wedge A_{p_{2k}}^k \wedge T_{p_{2k-1}}^k \wedge \dots \wedge A_{p_{2h}}^h \wedge T_{p_{2h-1}}^h \wedge B)$  为规则发生的频数, 可以通过下式计算得到:

$$F(A_{p_2}^1 \wedge T_{p_1}^1 \wedge A_{p_4}^2 \wedge T_{p_3}^2 \wedge \dots \wedge A_{p_{2k}}^k \wedge \dots \wedge A_{p_{2h}}^h \wedge T_{p_{2h-1}}^h \wedge B) = \sum_{i=1}^{N-w} u_{A_{p_1}^1}(s_i^1) \wedge u_{T_{p_2}^1}(i-T_T) \wedge T_E(2) \quad (9)$$

$$T_E(b) = \sum_{i=1}^{N-w} u_{A_{p_{2b}}^b}(s_i^b) \wedge u_{T_{p_{2b-1}}^b}(i-T_T) \wedge N_E(b+1) \quad (10)$$

其中  $b=h$  时,

$$T_E(h) = \sum_{i=1}^{N-w} u_{A_{p_{2h}}^h}(s_i^h) \wedge u_{T_{p_{2h-1}}^h}(i-T_T) \wedge u_B(s_T^m) \quad (11)$$

(2)关联规则挖掘算法. 借鉴 Agrawa 等人提出的 Apriori 算法<sup>[12]</sup>, 算法设计主要分为两个阶段: 首先是搜索模式频繁集, 然后根据设置的最小置信度要求, 选择符合要求的规则. 算法实现的详细步骤如下.

第一阶段: 搜索模式频繁集.

①根据条件  $h=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, k_h, i=1, 2, \dots, f, l=1, 2, \dots, k_m$  遍历三项集  $(A_j^h, T_i^h, B_l)$ .

②按照式(9)~(11), 计算所有项集的频数, 例如三项集  $f(A_j^h \wedge T_i^h \wedge B_l)$ .

③得到的  $\alpha$  项集及其频数, 根据预先设置的最小频数, 选择频数大于设置的最小频数的项集, 生成频繁  $\alpha$  项集. 如果没有频繁集, 转到步骤⑤; 否则转到步骤④.

④对得到的频繁  $\alpha$  项集, 进行连接, 生成  $\alpha+2$  项集, 回到步骤②.

第二阶段: 根据设置的最小置信度要求, 选择符合要求的规则.

⑤对各项频繁集, 按照式(5)~(8)计算置信度.

⑥对于得到各频繁集的置信度, 选择大于预先设置的最小置信度要求的频繁集, 符合要求的频繁集表达的规则就是数据挖掘的结果.

## 4 算法应用

取武钢的 1<sup>#</sup>高炉 2005 年的数据, 按照本文给出的方法进行挖掘, 挖掘得到部分规则如表 1 所示. 对表 1 的规则进行分析如下.

(1)针对规则 1, 当下料速度加快时, 下一次出铁的铁水温度会下降, 但由于同时受到其他因素影响, 所以置信度不高; 而对规则 2, 由于基本上只有下料速度一个影响因素, 所以置信度比较高. 这与专家知识制定的规则一致, 因此挖掘的产生规则的方法能够验证专家制定的规则是否正确.

(2)规则 3 和规则 4 的置信度都比较高, 都是符合要求的规则, 区别不大, 只是在 SLC 的变化. 专家没有制定这两条规则, 但是通过分析知道: 当渣皮指数增加时, 同时熔损反应增加, 说明此时渣皮指数的升高是因为渣皮脱落的而不是因为边缘气流. 分析的结果得到专家认可, 从而说明挖掘产生的这两条规则是正确的.

(3)规则 5 中包含众多因素的共同影响, 专家能够意识到不同变量及其时间间隔对于炉温的影响, 但无法准确地表达成规则. 数据挖掘是根据历史数据计算的, 因此能够准确描述规则.

表 1 部分模糊关联规则

Table 1 Part of fuzzy association rules

规则编号	置信度	频数	规则
1	0.35	349.54	当 $T_2$ 时 PHMT 很高, $T_2$ 时 MV 增加很多, 则 HMT 减少很多.
2	0.77	56.35	当 $T_2$ 时 PHMT 很高, $T_2$ 时 MV 增加很多, $T_2$ 时 SLC 变化不大, $T_2$ 时 CO 变化不大, $T_5$ 时 TIS 少量, $T_4$ 时 MIS 少量, $T_3$ 时 BIS 少量, 则 HMT 减少很多.
3	0.76	167.32	当 $T_2$ 时 PHMT 较高, $T_3$ 时 BIS 增加很多, $T_2$ 时 SLC 增加较多, 则 HMT 减少很多.
4	0.67	234.43	当 $T_2$ 时 PHMT 较高, $T_3$ 时 BIS 增加很多, $T_2$ 时 SLC 变化不大, 则 HMT 变化不大.
5	0.73	41.71	当 $T_2$ 时 PHMT 较高, $T_3$ 时 DQ 增加较大, $T_5$ 时 TIS 增加很多, $T_4$ 时 MIS 少量, $T_3$ 时 BIS 少量, $T_2$ 时 SLC 变化不大, $T_2$ 时 CO 增加较多, $T_2$ 时 MV 增加较多, 则 HMT 略有下降.

## 5 结论

本文提出的炉温预报规则获取方法结合专家知识对高炉数据进行关联规则挖掘, 并对挖掘出的规则进行专家评价, 选择出有价值的规则.

提出基于时间子序列和子序列间隔双重模糊化的多维时间序列模糊关联规则挖掘改进算法, 有效避免时间“边界锐化”的问题. 应用该改进算法对武钢 1<sup>#</sup>高炉 2005 年数据进行挖掘, 证明了该算法对于高炉炉温预报规则挖掘的适用性. 通过对挖掘结果分析, 说明采用数据挖掘生成规则的方法具有如

下优点: (1)可以完善规则库——专家的精力有限, 数据挖掘能够发现一些没有被专家发现的新规则; (2)验证规则——挖掘的结果可以检验专家制定规则的正确性; (3)规则的表达更加精确——专家制定的规则, 有时正确而不精确, 挖掘的方法能够弥补这个不足.

## 参 考 文 献

- [1] Yang T J, Xu J W. Blast Furnace Smelting Process Control Model. Beijing: Science Press, 1995  
(杨天钧, 徐金梧. 高炉冶炼过程控制模型. 北京: 科学出版社, 1995)

- [2] Waller M, Saxon. Time-varying fir-models for short-term prediction of pig iron silicon content // *Automation in Mining, Mineral and Metal Processing*. Cologne, 1999; 227
- [3] Singh H, Sridhar N V, Deo B. Artificial neural nets for prediction of silicon content of blast furnace hot metal. *Steel Res*, 1996, 67(12); 521
- [4] Zuo G Q, Ma J T, Bjorkman B. A neural network model for predicting the silicon content of the hot metal at No. 2 blast furnace of SSAB Lulea // *55th Ironmaking Conference Proceedings*. Pittsburgh, 1996; 211
- [5] Yao B, Yang T J. Optimizing generation of an expert system based on neural network by genetic algorithm to predict the silicon content in hot metal. *Iron Steel*, 2000, 35(4); 14  
(姚斌, 杨天钧. 铁水硅预报神经网络专家系统的遗传优化生成. *钢铁*, 2000, 35(4); 14)
- [6] Wu S, Gao X D. *Data Warehouse and Data Mining*. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2003; 148  
(武森, 高学东. 数据仓库与数据挖掘. 北京: 冶金工业出版社, 2003; 148)
- [7] Das G, Lin K, Mannila H, et al. Rule discovery from time series // *Proceedings of the 4th International Conference of Knowledge Discovery and Data Mining*. New York, 1998; 16
- [8] Last M, Klein Y, Kandel A. Knowledge discovery in time series databases. *IEEE Trans Syst Man Cybern Pt B*, 2001, 30(1); 160
- [9] Wang B X. Fuzzy association rules mining from time series. *Comput Eng Appl*, 2004, 12(4); 177  
(王炳雪. 时间序列模糊关联规则的挖掘. *计算机工程与应用*, 2004, 12(4); 177)
- [10] Chen L K. Review on the development of BF expert system in China. *Iron Making*, 2001, 20; 34  
(陈令坤. 我国高炉专家系统开发现状. *炼铁*, 2001, 20(4); 30)
- [11] Chen L S, Fu L C, Yu Z J. Application of BF expert system at No. 4 blast furnace of Wuhan Iron and Steel Company. *Iron Making*, 2001, 20(Suppl); 71  
(陈令坤, 傅连春, 于仲洁. 武钢 4 号高炉专家系统的应用. *炼铁*, 2001, 20(增刊); 71)
- [12] Agrawal R, Mannila H, Srikant R, et al. Fast discovery of association rules // Fayyad M, Piatetsky-Shapiro G, Smyth P. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. Menlo Park; AAAI/Mit Press, 1996; 307

(上接第 539 页)

- [6] Tenaud P, Morel A, Kools F, et al. Recent improvement of hard ferrite permanent magnets based on La-Co substitution. *J Alloy Compd*, 2004, 370; 331
- [7] Gee S H, Hong Y K, Jeffers F J, et al. Synthesis of nano-sized spherical barium-strontium ferrite particles. *IEEE Trans Magn*, 2005, 41(11); 4353
- [8] Lee S H, Jeung W Y. Anisotropic injection molding of strontium ferrite powder using a PP/PEG binder system. *J Magn Magn Mater*, 2001, 226/230; 1400
- [9] Sang L W, Yong A S. Mössbauer studies of La-Zn substitution effect in strontium ferrite nanoparticles. *J Magn Magn Mater*, 2005, 290/291; 231
- [10] Gao Y W, Zhuo S Z. Magnetic properties and orientation magnetic field relationship of sintered permanent magnetic material. *J Magn Mater Devices*, 1996, 27(1); 13  
(高汝伟, 周寿增. 烧结永磁材料的磁性能与取向磁场的关系. *磁性材料及器件*, 1996, 27(1); 13)