

# 智能信息处理在烧结质量推断中的应用

孙 铁 王粉花 郭秀荣

北京科技大学信息工程学院, 100083

**摘要** 研究了智能信息处理在烧结质量推断中的应用,在对图象序列的范型描述和BP算法改进的基础上,成功地应用了图象序列分析与动态模式识别相结合的方法,解决了烧结质量的动态推断问题.实例表明,该方法有很好的实用效果.

**关键词** 信息处理,模式识别,烧结矿/图象序列

**中图分类号** TP391.41, TF046.4

烧结矿质量的优劣将直接影响到炼铁生产的产量、质量和能源消耗<sup>[1]</sup>.烧结过程是高度复杂的动态系统,具有显著的非线性、时变性和空间分布不确定性,对于这类系统建立其精确的数学模型十分困难.目前,普遍采用的烧结矿离线检验方法,从取样、检验,到检验结果,时间滞后过长,与之相反,烧结生产的配料点火温度、料层厚度等配套环节的自动化程度发展很快,离线的烧结质量检测已成为以质量为目的的闭环控制系统发展的主要障碍.

90年代初人们对烧结过程的信息获取与模式识别进行了探讨,并取得了不少成就<sup>[2,3]</sup>.但仅仅用模糊与聚类的方法还不足以有效地解决许多实际问题.为此,本文凭借自动视觉检测系统,摄取在不同时刻的烧结机尾断面图像序列,即模式列,用动态模式识别与时间序列分析相结合的方法,动态地在线推断烧结质量,为最终实现闭环在线质量控制提供基础,同时也为复杂过程的智能自动化开辟一条新途径.

## 1 模式列的动态描述

模式列的动态识别是在模式紧致性假设的基础上进行的.图像空间的一个紧致性点集相应于一个简单的模式<sup>[3]</sup>.在此基础上,把烧结过程中不同时刻反映不同图像的特征矢量序列集合记为 $X$ ,把烧结过程中最能反映质量的矢量序列集合记为 $Z$ (可称之为各种质量的集合).如果把烧结质量按一定的指标分为 $m$ 类,则:

$$Z = \bigcup_{j=1}^m Z_j \quad (1)$$

其中 $Z_j$ 为代表第 $j$ 类质量的特征矢量序列组成的集合.相应地, $X$ 也有如下分类:

$$X = \bigcup_{j=1}^n X_j \quad (2)$$

其中,  $X_j$  为代表图象的第  $j$  个特征矢量序列.

用下述映射来表示上述集合之间的相互关系:

$$f: X \rightarrow Z \tag{3}$$

这样, 第  $j$  种质量模式  $Z_j$  所对应的  $t$  时刻的图象  $X_j(t)$  为:

$$X_j(t) = f_{\beta,t}(Z_j) \tag{4}$$

在方程 (4) 中, 映射  $f$  是时变的, 且带有一定的不确定性, 其中不确定性用  $\beta$  表示. 这样, 便把时变图像序列用模式范型表示出来.

用图像的特征矢量代表一幅图像, 这时图像集合中的每一幅图像可以用特征空间的一个点来表示. 在方程 (4) 中, 当  $j$  为常量,  $t$  为变量时,  $X_j(t)$  表示了烧结过程中对应第  $j$  种质量模式的所有图像组成的图像序列, 它在特征空间中用一条轨迹来表示; 当  $j$  为变量,  $t$  为变量时,  $X_j(t)$  表示了烧结过程中对应所有质量模式的图像组成的图像序列, 它在特征空间中表示为一系列轨迹, 这些轨迹组成奇特的超平面. 因此, 在特征空间中, 每 1 个模式对应 1 个这样的超平面. 对于烧结过程而言, 属于不同质量模式的某些像可能非常相似, 这表示不同模式所对应的超平面可以相交. 在识别几个模式时, 特征空间中存在一些这样的超平面, 它们的相互位置实际上不允许在它们之间划分边界. 可见, 对烧结这种复杂的分布参数系统, 不可能通过简单的聚类来达到质量的正确识别, 因此, 有必要寻找一种更有效的方法.

## 2 自适应动态识别

### 2.1 基本思路

烧结矿的质量是通过大量特征参数来判断的. 从现场收集了 100 多个原始样本, 根据工艺知识和专家经验, 进行综合分析后, 得到 59 个特征矢量, 但其中仍包含着许多冗余信息 (即彼此相关的因素). 为此, 有必要将这些特征矢量进行压缩, 当这些特征矢量压缩到一定数目时, 经压缩后得到的特征矢量应能完全满足推断烧结质量的需要. 从这个意义上说, 这是一种信息压缩, 是寻求最优特征矢量的问题, 只要能得到最优解, 就可以根据压缩后的特征矢量来判断烧结质量, 从而实现动态推断.

一些的研究表明<sup>[4,5]</sup>, 在大多数情况下, BP 算法都可以使网络收敛到最优解, 而且 BP 算法在权值修正过程中, 体现了输入特征矢量的时序性, 故在此采用 BP 网络来实现特征矢量的压缩.

设  $X = \{X_j, j = 1, 2, \dots, n\}$  表示烧结机尾断面图像的  $n$  个特征矢量,  $Z = \{Z_i, i = 1, 2, \dots, m\}$  表示对应烧结矿的某种质量模式, 特征矢量  $X$  与烧结质量  $Z$  之间的内在关系用函数  $F$  表示, 即:

$$Z = F(X) \tag{5}$$

则烧结质量推断问题可表述为: 利用 BP 网络的学习算法, 对  $X$  和  $Z$  组成的样本集进行训练, 当网络达到收敛后, 可实现  $X$  和  $Z$  之间的映射关系  $FF$ , 满足:

$$|F(X) - FF(X)| < \varepsilon \tag{6}$$

其中  $\varepsilon$  为任意小的正数.

可以证明, 用 3 层 BP 网络能够实现  $FF$ , 且满足  $|F(X) - FF(X)| < \varepsilon$ .

## 2.2 算法改进

由于常规的 BP 算法收敛速度与计算量之间存在尖锐的矛盾,为克服这一缺点,提高快速性,采用线性再励的自适应变步长快速 BP 算法:

$$\Delta\eta(n) = \varepsilon\lambda\eta(n-1) \quad (7)$$

其中,  $0 \leq \varepsilon \leq 1$ , 为常数,一般可取  $\varepsilon = 0.2 \sim 0.3$ , 且  $\lambda$  定义为:

$$\lambda = \text{sgn}(dE / d\omega(n) \cdot dE / d\omega(n-1)) \quad (8)$$

此算法实际上是利用并记忆了梯度方向  $dE / d\omega(n)$  符号变化频度的信息,即:  $dE/d\omega(n)$  与  $dE/d\omega(n-1)$  方向相反时,令  $\lambda = -1$ , 对其罚; 反之,令  $\lambda = 1$ , 对其奖. 这时 BP 算法成为:

$$\omega(n+1) = \omega(n) - \eta(n) \cdot dE / d\omega(n) \quad (9)$$

带动量项的自适应变步长快速 BP 学习算法为:

$$\omega(n+1) = \omega(n) - \eta(n) \cdot Z(n) \quad (10)$$

$$Z(n) = dE / d\omega(n) + aZ(n-1) \quad (11)$$

这里,  $0 \leq a < 1$  为动量项系数.

## 2.3 烧结质量动态推断的实施步骤

(1) 根据对烧结质量的具体要求和专家经验,确定 BP 网络质量模型的结构,包括输入单元数,输出单元数,隐层单元数及学习系数.

(2) 采集代表当前烧结质量的数据,根据工艺知识和专家经验提取特征参数.

(3) 利用线性再励的自适应变步长快速 BP 算法,对模型进行训练,使模型输出和实际目标输出的误差平方和足够小,建立模型 FF. 训练过程中需合理选取学习率和动量因子.

(4) 应用建立的质量模型 FF 对烧结质量进行推断.

(5) 对推断结果进行评价. 推断误差计算公式:  $E = 1 / 2m \sum_{i=1}^m (FF_i)^2$  其中,共有  $m$  个输出值,  $FF_i$  为模型输出值,  $F_i$  为实际输出值.

## 3 实例分析

从唐钢炼铁厂烧结车间现场采集了大量的原始数据,经过综合分析处理后,得到了表征质量合格的有效样本 59 个,经归一化处理后,形成一个新的数据文件,该文件共有 59 个样本,每个样本含 19 个特征,这 59 个样本按质量分成 4 类. BP 网络的参数为:输入层 19 个节点,隐含层 10 个节点,输出层 4 个节点,学习率取 0.9,动量系数取 0.7,  $\varepsilon = 0.2$ .

利用自适应变步长 BP 算法进行训练,学习 1 000 步以后,误差为 0.001 55,对应于各特征节点的权系数绝对值之和如表 1 所示,最终的质量推断结果检如表 2 所示.

从表 2 的数据可以看出,采用图象序列分析和动态模式识别相结合的智能信息处理方法,对烧结质量的动态推断达到了良好的效果.取阈值为 0.70 时,分类正确率都在 85% 以上.

表1 特征选择算法结果

特征名称	原序号	权系数 绝对值之和	从大到小 排序序号	特征名称	原序号	权系数 绝对值之和	从大到小 排序序号
C	0	13.30	13	T <sub>19</sub>	10	12.18	17
V	1	13.92	11	T <sub>20</sub>	11	13.33	12
CaO	2	16.15	9	T <sub>21</sub>	12	12.42	16
T <sub>1</sub>	3	22.89	1	P <sub>1</sub>	13	15.87	10
T <sub>3</sub>	4	18.07	8	P <sub>2</sub>	14	22.19	3
T <sub>5</sub>	5	22.92	0	P <sub>3</sub>	15	18.67	7
T <sub>11</sub>	6	20.96	4	P <sub>5</sub>	16	22.30	2
T <sub>12</sub>	7	12.68	15	P <sub>18</sub>	17	20.90	5
T <sub>17</sub>	8	11.97	18	P <sub>22</sub>	18	13.02	14
T <sub>18</sub>	9	19.00	6				

表2 网络检验结果

训练样本类	检验样本类	阈值	正确识别率 / %
A类	B类	0.900	68.80
		0.800	79.31
		0.700	86.20
B类	A类	0.900	76.67
		0.800	86.67
		0.700	-

参 考 文 献

- 1 周取定,孔令坛.铁矿石造块理论与工艺.北京:冶金工业出版社,1989.
- 2 邱道尹,瞿寿德.模糊模式识别的一种应用—产生最佳的工况类别.自动化学报,1994,20(1):110~113
- 3 瓦西里耶夫 B. 机器识别方法与系统.北京:科学出版社 1991.66
- 4 Rumelhart D E, McClell J L. Parallel Distributed Processing, vol.18. Cambridge: MIT Press, 1986.106
- 5 Waibel A. Phoneme Recognition: Neural Network vs Hidden Markov Models. In: Proceedings from ICASSP, New York, 1988. 328~339

## Application of Intelligent Information Processing to Deducing Agglomerate Quality

Sun Tie Wang Fenhua Guo Xiurong

Information Engineering School, UST Beijing, Beijing 100083, China

**ABSTRACT** The application of intelligent information processing used in deducing based on the norm description of image series and improvement of BP algorithm, the dynamic deduction of agglomerate equality was solved, Using the method of combining the norm description of image series with dynamic pattern recognition, which carved out a new way of applying information science to the intelligent control of complicated dynamic system.

**KEY WORDS** information processing, pattern recognition, agglomerates, image series