

硬质合金压力烧结炉优化操作智能决策支持系统及其应用

蒋寿生^{1,2}, 鄂加强², 彭雨², 李娟², 龚金科², 袁文华^{1,2}

- (1. 邵阳学院 机械与能源工程系, 湖南 邵阳, 422000;
2. 湖南大学 机械与汽车工程学院, 湖南 长沙, 410082)

摘要: 为提高硬质合金压力烧结炉的能量利用系数, 挖掘生产潜力, 采用基于传统的热平衡计算、神经网络、自适应变尺度混沌优化算法等相结合的集成建模方法研制一套操作优化智能决策支持系统。该系统具有自学习和自适应的特点, 并已成功应用于硬质合金压力烧结炉中。应用结果表明, 用该系统优化出的操作参数指导生产, 各项生产指标显著提高, 硬质合金压力烧结炉年产量提高 5.5%, 系统终点预报误报率小于 4.5%, 每年实际降低用电成本约 50 万元。

关键词: 硬质合金压力烧结炉; 智能决策支持系统; 神经网络; 混沌优化算法

中图分类号: TF062 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-7207(2008)05-1017-06

Operation optimum and intelligent decision support system in cemented carbide pressure sintering furnace

JIANG Shou-sheng^{1,2}, E Jia-qiang², PENG Yu², LI Juan², GONG Jin-ke², YUAN Wen-hua^{1,2}

- (1. Department of Mechanical and Energy Engineering, Shaoyang College, Shaoyang 422000, China;
2. College of Mechanical and Automotive Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: In order to enhance energy using coefficient of cemented carbide pressure sintering furnace and make it give out its potential, an operation optimum and intelligent decision support system was developed based on traditional heat equation calculation, artificial neural network and self adaptive mutative scale chaos optimization algorithm. The system has characteristics of self-study and self adaptation. The system was successfully used in the cemented carbide pressure sintering furnace. The factual result reveals that the yearly output of the cemented carbide pressure sintering furnace enhances 5.5%, error rate of endpoint prediction of IDSS is less than 4.5% and the gross of electricity energy in a year reduces 500 000 yuan.

Key words: cemented carbide pressure sintering furnace; intelligent decision support system; neural network; chaos optimization algorithm

在现代硬质合金烧结中, 各种硬质合金烧结炉都是属于时变性、多层次交叉耦合、大滞后及多干扰的热动力系统, 尽管基于能量守恒和热力学原理下的硬质合金烧结过程因热平衡的概念明晰、简单, 所需数据容易测量和获得, 其结果对于能源使用的管理有较大的价值, 但它只是用静态平衡的方法处理问题, 并

不能真正说明和解决硬质合金烧结过程操作优化问题^[1-7], 因此, 单纯根据PVA硬质合金烧结炉内热工计算来进行生产过程优化决策难以实现。为了挖掘PVA硬质合金烧结炉的生产潜力, 提高操作系统的优化控制水平, 利用人工智能技术^[8-10]对其进行操作优化智能决策支持系统研究开发并用来指导生产, 这将

收稿日期: 2008-04-10; 修回日期: 2008-06-28

基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目(06JJ50103)

通信作者: 蒋寿生(1952-), 男, 湖南隆回人, 副教授, 访问学者, 从事机电设备与过程的优化建模与智能控制研究; 电话: 0739-5172259; E-mail: jss1952@163.com

对强化生产、节能降耗、延长炉寿、提高管理水平及其产品质量等方面都具有重要意义。

1 优化操作智能决策支持系统结构

已知某硬质合金压力烧结炉主要包括以下过程。

a. 真空加热期(<1 310 ℃)。在该阶段中, 烧结制品进行预烧和固相烧结, 在固相烧结阶段, 烧结制品出现一定程度的收缩, 真空系统处于运行状态, 炉内的压力基本保持恒定, 约为 5 kPa, 主要包括真空、甲烷静态以及真空 3 个子阶段, 其时间分别为 262, 130 以及 110 min。

b. 低压 Ar 加热期(1 310~1 440 ℃)。当此过程开始时, 硬质合金压力烧结炉石墨筒门关闭, 为了确保炉内空间的压力平衡, 一部分氩气进入保温筒与石墨筒之间的空间, 然后, 通过石墨筒门的缝隙进入石墨筒内; 另一部分氩气通过阀门进入炉壳与保温筒之间的空间, 使炉内 2 个空间的压力达到 5 kPa。在这一阶段的前期, 烧结制品继续进行固相烧结, 烧结制品继续收缩, 后期进入液相烧结阶段, 烧结制品的收缩加速。该阶段时间为 150 min。

c. 高压 Ar 加热期(1 440 ℃)。当此阶段开始时, 石墨筒门打开, 氩气通过阀门进入炉内, 使炉内的压力达到 6 MPa, 烧结制品处于液相烧结阶段, 同时, 由于炉内的压力大, 烧结体收缩得更快, 这一阶段炉内传热以辐射和自然对流为主, 炉内温度较高, 加上气体量增多, 自然对流换热加剧。该阶段时间为 70 min 左右。

d. 高压 Ar 冷却期(1 440 ℃至室温)。此阶段炉子停止运行, 炉子在压力为 6 MPa 状况下进行带电冷却, 烧结制品处于冷却阶段, 当炉子的温度降到设定值时(温度约为 1 100 ℃), 保温筒门打开, 利用 2 个炉门的快速冷却水管进行快速冷却, 这样, 就可以最大限度地缩短生产周期。该阶段时间为 180 min 左右。

对于以上硬质合金压力烧结过程各阶段来说, 各阶段所需时间的合理制订、加热功率的优化、操作参数的控制优化等问题, 既要考虑硬质合金烧结产品的物化性质, 还要考虑硬质合金压力烧结炉的结构、升温与降温速度等影响因素。因此, 为了实现PVA硬质合金压力烧结过程操作优化决策, 采用基于人工智能^[7-8]和解析方法相结合的集成建模方法研制一套操作优化智能决策支持系统, 系统结构框图如图 1 所示, 主要功能如下。

1.1 烧结过程加热功率优化

烧结过程加热功率优化与否关系到硬质合金烧结产品质量优劣, 因此, 需考虑如下因素:

- a. 硬质合金烧结炉的结构、容量及装炉密度;
- b. 硬质合金坯体的厚度、形状以及组成坯体所用原料成分与性质。

1.1.1 加热功率优化模块

该模块主要计算真空加热期、低压 Ar 加热期、高压 Ar 气体加热期及高压 Ar 冷却期的最优加热功率。

1.1.2 终点预测模块

终点预测模块预测真空加热终点、低压 Ar 加热终点、高压 Ar 气体加热终点及高压 Ar 冷却终点。

1.1.3 操作参数优化模块

该模块在线显示过程参数(炉气温度、甲烷流量、

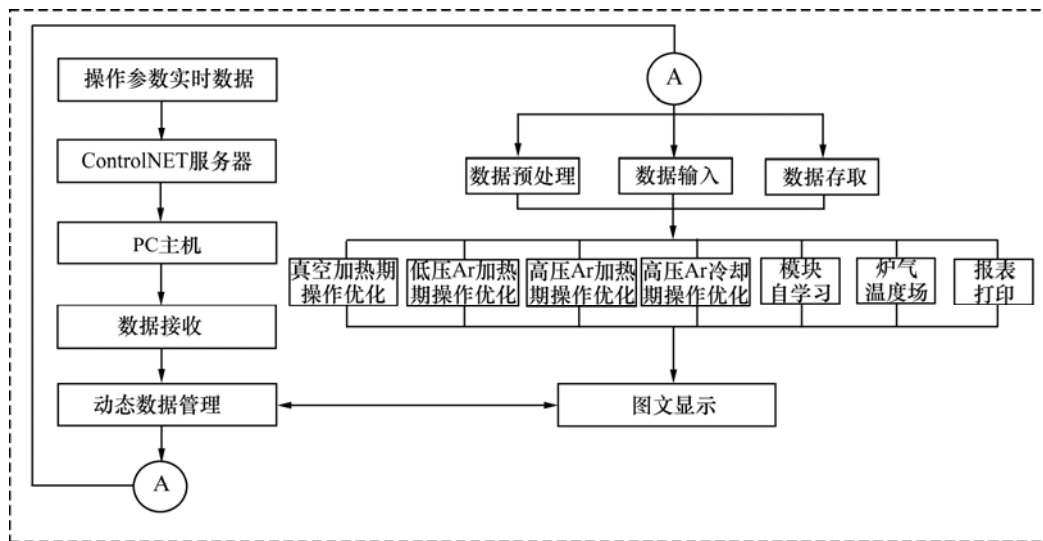


图 1 操作优化智能决策支持系统结构框图

Fig.1 Framework of operation optimum and intelligent decision support system

Ar 流量以及压力);优化真空加热期甲烷与低、高压 Ar 加热期 Ar 加入制度来控制炉内气氛;优化高压 Ar 冷却期冷却水流量。

1.1.1.4 自学习模块

该模块包括真空加热阶段甲烷加入制度;低、高压 Ar 加热阶段 Ar 加入制度;时间-加热功率最优控制模型。

1.1.1.5 硬质合金烧结炉炉气温度场模块

该模块以图形方式显示当前硬质合金烧结炉内各个采温点的炉气温度分布。

1.1.1.6 故障诊断模块

该模块包括常见的 12 种操作故障症状及其处理方法。

1.1.1.7 操作规程

包括硬质合金烧结炉操作中常见的技术要求及注意事项。

1.2 数据通信及处理功能

1.2.1 数据通信

客户程序通过 DDE 建立的数据管道而实现的。DDE 链接可以在设计程序时建立,也可以在运行程序时建立。链接方式有 4 种:

- [0][对象]. LinkMode=0 ‘解除链接;
- [1][对象]. LinkMode=1 ‘自动链接;
- [2][对象]. LinkMode=2 ‘手工链接;
- [3][对象]. LinkMode=3 ‘通告链接。

Visual Basic6.0 是开发 Windows 应用程序的一种面向对象程序设计语言,它支持 Windows 环境下的 DDE 通信机制,并提供了 DDE 的编程接口。在应用程序编制时,TextBox 和 Label 等控件均可作为客户或服务器进行 DDE 会话,这里简要介绍控件 TextBox 的 DDE 编程接口。TextBox 控件提供了动态数据交换的 LinkTopic(连接主题)、LinkItem(连接项)、LinkTimeout(连接等待时间)和 LinkMode(连接模式)4 种属性。

a. LinkMode.设置 DDE 链接方式,并允许服务器、客户窗体启动 DDE 会话。语法为:Object.LinkMode=number;

b. LinkTopic.设置 DDE 链接主题,对于服务器只需写出主题,不用写服务器名和项目,对于客户控件用来设置服务器名和主题,语法为:Service name | topic;

c. LinkItem.设置 DDE 链接项目,指示通过 DDE 链接传输的实际数据,只对客户设置 LinkItem 属性;

d. LinkTimeout.设置 DDE 链接超时,设置等待 DDE 响应消息的时间,若该时间内不能建立 DDE 链

接,则将产生一个运行错误。

程序如下:

```
text1.LinkMode=0
text1.Linktimeout=-1
text1.Topic="JCDDE|Data!"
text1.Item="FIC1001_Y1.F_PV"
text1.linkMode=1
```

1.2.2 数据预处理

硬质合金烧结炉监测传感器所采集的数据不可避免地会受到如传感器噪声、变送器噪声、信号转换噪声等各种噪声的干扰,从而可能导致传感信号的波动和跳动。为了使采集所得传感信号数据具有真实性,采用数学处理法进行数据预处理。

针对传感信号所出现的跳动性和波动性,分别采用剔除跳变信号算法及递推平均滤波算法,具体算法如下。

a. 剔除跳变信号算法:

当 $|Y(n) - y(n-1)| > D$ 时, $Y(n)=y(n-1)$ 。

式中: $Y(n)$ 为当前实时采样数据; $y(n-1)$ 为上一次采样、处理后的数据; D 为给定的阈值。

当 $|Y(n) - y(n-1)| < D$ 时,当前实时采样数据利用递推平均滤波算法进行第 2 次滤波处理。

b. 递推平均滤波算法.为了滤去在规定范围内传感信号的较小噪声的干扰,可以采取以下滤波处理方法:

$$y(n) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Y(n-i+1)。$$

式中: m 为平均滤波的数据长度; $y(n)$ 为传感信号预处理结果; $Y(n-i+1)$ 为第 $n-i+1$ 次采样数据; $i=1, 2, \dots, m$ 。

这样,采样数据经上述预处理后即变得比较平稳和真实,为得到真实可靠的操作参数优化结果创造了条件。

c. 图文显示.结果输出及实时动态数据显示。

d. 数据存取.内存与外存的数据传递。

e. 报表打印.硬质合金烧结炉操作参数的打印输出。

2 系统算法

考虑到硬质合金烧结炉烧结过程工艺十分复杂,故在操作优化智能决策支持系统中各模块执行其功能

时分别采用以下算法。

2.1 传统的热平衡计算方法

硬质合金烧结炉的热平衡计算分为真空加热期、低压 Ar 加热期、高压 Ar 加热期以及高压 Ar 冷却期等 4 部分，其目的是计算每个阶段硬质合金烧结炉的加热功率曲线、计算甲烷与 Ar 流入流量和热炉气流出流量、高压 Ar 冷却期冷却水流量等。热平衡计算的前提为：

- a. 炉膛内的加热源看作是一个温度均匀的圆筒形热源；
- b. 同种材料在不同温度下具有相同的黑度；
- c. 炉壳内壁的温度相同；
- d. 炉内传热过程为稳定传热过程，即炉膛内各点温度不随时间变化；
- e. 忽略炉壁的散热损失。

建立如下硬质合金压力烧结炉在计算时间段 τ 内的热平衡方程：

$$P_1 - (Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4) = 0 \quad (1)$$

式中： P_1 为加热器加热功率，kW； Q_1 为烧结制品吸收的有用热，kW； Q_2 为烧结过程的炉壁与相应结构蓄热及其他热损失，kW， $Q_2 = \eta Q_1$ (由热平衡计算可知， $\eta = 0.15 \sim 0.2$)； Q_3 为气体带走的热量，kW； Q_4 为冷却水吸收热(仅在高压Ar冷却阶段)，kW。

该方法主要用于在线显示过程参数(炉气温度、甲烷流量、Ar 流量、冷却水流量以及压力)，并作为各阶段加热器加热功率、真空加热期甲烷加入制度、低压和高压 Ar 加热期 Ar 加入制度以及高压 Ar 冷却期冷却水流量优化的主要依据。

2.2 BP 神经网络

采用目前最流行、应用最广泛的神经网络模型之一是BP网络^[11-12]。BP网络又称感知机似的层状神经网络(Perception-like layered neural network)，多层感知机(Multi-layer perception)，前馈式神经网络(Feed-forward net)或误差信号反传网络(Error back-propagation net)。适用于多层网络的误差反传学习算法是Rumelhart等发展了感知机式的神经网络，在许多实际应用中获得了成功。层状网络有输入层、隐层、输出层，隐层可为 1 层或多层，信息由输入层输入，经隐层由输出层输出。其结构模型如图 2 所示。通过筛选出优良的历史样本，进行样本除噪、平滑等预处理，利用统计模式识别方法确定优化信息，利用神经网络强非线性表达能力来拟合系统状态参数和需要决策的参数之间的映射关系，来作为优化操作参数

的混沌遗传算法的适应度函数，其步骤为：采集样本，数据预处理，通过分类图寻找优化信息，核对优化信息，确定神经网络输入变量，通过自学习获得神经网络的权值。

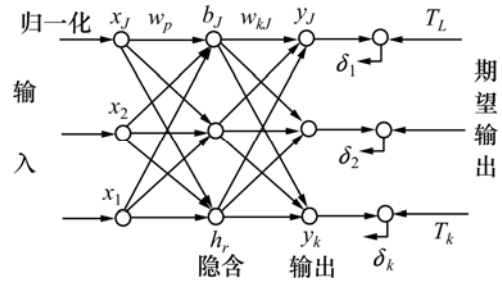


图 2 神经网络终点预测模型

Fig.2 Neural network model for endpoint prediction

2.3 自适应尺度混沌优化算法

选择折叠次数无限一维自映射：

$$x_{n+1} = \sin(2/x_n), \quad -1 \leq x_n \leq 1, x_n \neq 0$$

作为产生搜索迭代用的混沌变量的混沌模型，用 K_1 和 K_2 分别表示粗、细迭代次数。混沌优化算法的基本步骤如下^[13]。

Step 1 算法初始化。

置 $K_1=1, K_2=1$ ，并给定 2 个较大的正整数 N_1 和 N_2 ，用随机数产生 x_0 ，代入式(1)所示的混沌模型，产生 i 个混沌变量 $x_{i,n+1}(i=1, \dots, n)$ 作为产生搜索迭代用的混沌变量。

Step 2 混沌变量在设计变量区间上的粗略转化。

利用式(2)将以上产生的第 i 个混沌变量由取值范围 $[-1, 1]$ 变换到优化设计变量 η 与 n 的去值区间 $[a_i, b_i]$ 上的混沌变量。

$$x'_{i,n+1} = a_i + (b_i - a_i)x_{i,n+1} \quad (2)$$

Step 3 用混沌变量进行粗迭代搜索。

令 $x_i(K_1) = x'_{i,n+1}$ ，计算优化解 $f_i(K_1)$ ；令 $x_i^* = x_i(0)$ ， $f_i^* = f_i(0)$ 。

- 1) 若 $f_i(K_1) \leq f_i^*$ ，则 $f_i^* = f_i(K_1)$ ， $x_i^* = x_i(K_1)$ ；
- 2) 若 $f_i(K_1) > f_i^*$ ，则放弃 $x_i(K_1)$ 。当 $K_1 \leq N_1$ 时，进入下一次迭代， $K_1 = K_1 + 1$ 。当 $K_1 > N_1$ 时，结束粗迭代。

Step 4 混沌变量搜索区间的缩小。

$$\begin{cases} a'_i = x_i^* - \phi(b_i - a_i); \\ b'_i = x_i^* + \phi(b_i - a_i). \end{cases} \quad (3)$$

式中： ϕ 为收缩因子， $\phi \in (0, 0.5)$ 。

为了保证新范围不至于越界，进行如下处理：若

$a'_i < a_i$, 则 $a'_i = a_i$; 若 $b'_i > b_i$, 则 $b'_i = b_i$ 。

因此, x_i^* 在新区间 $[a'_i, b'_i]$ 上进行还原处理后的 y_i^* 由下式确定:

$$y_i^* = \frac{x_i^* - a'_i}{b'_i - a'_i} \quad (4)$$

Step 5 混沌变量在设计变量区间上的细转化。

若经过 Step 3 的若干搜索, f_i^* 都保持不变, 则利用式(5)把 y_i^* 与 $x_{i,n+1}$ 的线性组合作为新的混沌变量, 用此混沌变量进行搜索。

$$x_{i,n+1}^* = (1 - \beta_i)y_i^* + \beta_i x_{i,n+1} \quad (5)$$

式中: β_i 为自适应调节系数, $0 < \beta_i < 1$ 。

自适应调节系数 β_i 采用如下方法进行自适应确定:

$$\beta_i = 1 - \left(\frac{K_2 - 1}{K_2} \right)^m \quad (6)$$

式中: m 为整数, 根据优化目标函数而定, 本文中取 $m=2$ 。

在进行细迭代搜索初期, 由于 (x_1, x_2, \dots, x_n) 变动较大, 要求 β_i 较大; 随着搜索的进行, 逐渐接近最优点, 要求 β_i 较小, 以便于在 $(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ 所在的较小范围内进行搜索。

Step 6 用混沌变量进行细迭代搜索。

令 $x_i(K_2) = x_{i,n+1}^*$, 计算优化解 $f_i(K_2)$ 。

a. 若 $f_i(K_2) \leq f_i^*$, 则 $f_i^* = f_i(K_2)$, $x_i^* = x_i(K_2)$;

b. 若 $f_i(K_2) > f_i^*$, 则放弃 $x_i(K_2)$ 。当 $K_2 \leq N_2$ 时, 进入下一次迭代, $K_2 = K_2 + 1$ 。当 $K_2 > N_2$ 时, 结束细迭代。

2.4 系统自学习

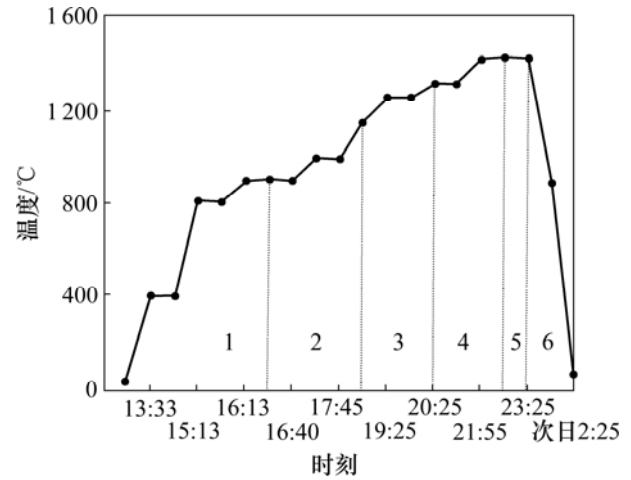
为了提高神经网络的适应性与预报准确性^[14-15], 需对建立模糊 BP 神经网络模型学习用的历史数据进行不断更新, 使模型的预测结果与生产数据较吻合, 反映最新的操作参数变化与生产指标的关系。根据计算机资源, 建立样本的维新模型, 限制样本最大数目为 500 个。若样本数超过 500 个, 则自动删除第 1 个样本, 并添加到最后 1 个样本后面, 形成 1 个样本的队列操作, 然后, 进行神经网络的自学习。

3 应用实例

3.1 系统应用

已知某硬质合金压力烧结炉采用石墨电阻加热, 目前该压力烧结炉的烧结对象主要为轧辊和顶锤半成品。现以顶锤 DC632 的烧结过程为研究对象, 其主

要成分为 92% WC 和 8% Co, 烧结工艺曲线见图 3。



1—真空; 2—甲烷静态; 3—真空; 4—低压 Ar; 5—高压 Ar 气体流动; 6—高压 Ar 气体冷却阶段

图 3 烧结过程温度曲线

Fig.3 Temperature curve during sintering

3.2 应用效果

根据实际情况, 硬质合金压力烧结炉不同阶段的加热功率优化结果如图 4 所示, 优化后的硬质合金压力烧结炉温度分布如图 5 所示。基于上述原理所开发的操作优化智能决策支持系统在某硬质合金压力烧结炉上运行近 1 a, 结果表明:

a. 该系统能根据生产现场实际操作情况进行生产过程优化决策和终点预测, 方便操作人员控制生产过程, 避免误操作, 大大减少生产事故, 误报率小于 4.5%;

b. 使用该系统, 在不改变任何设备以及保证产品质量的情况下, 硬质合金压力烧结炉每天节约 175 kW·h, 若 1 a 按 300 d 计算, 则每年节约电能 52.5 万 kW·h, 实际降低成本约 50.0 万元;

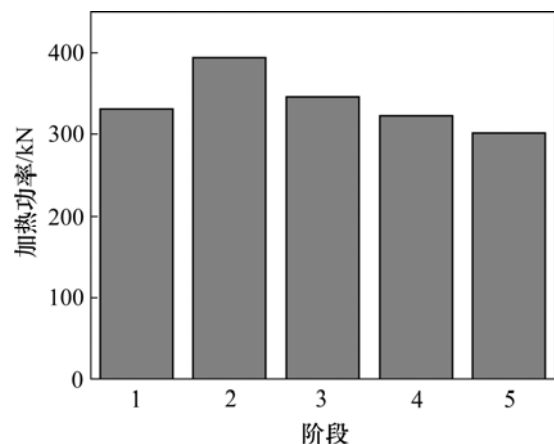


图 4 不同阶段的加热功率优化结果

Fig.4 Optimum results of heating power in different phases

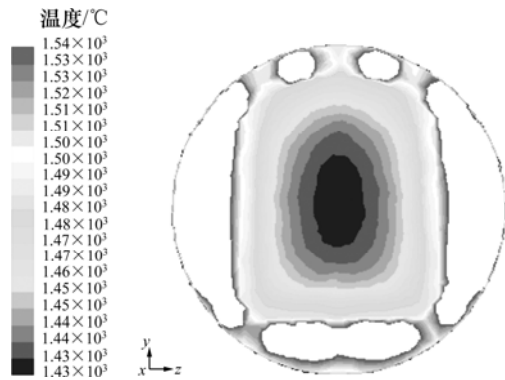


图 5 硬质合金压力烧结炉温度分布

Fig.5 Temperature distribution of cemented carbide pressure sintering furnace

c. 硬质合金压力烧结炉年产量提高 5.5%。

4 结 论

a. 采用基于传统的热平衡计算、神经网络、自适应变尺度混沌优化算法等相结合的集成建模方法研制了一套操作优化智能决策支持系统，该系统具有自学习和自适应的特点，具有较强的适应性与鲁棒性，对推动原材料复杂、成分波动、检测数据滞后性大、生产决策与操作主要凭经验的冶金企业的科技进步，挖掘生产潜力具有普遍推广价值和重要意义，并已成功应用于硬质合金压力烧结炉中。

b. 经过 12 个多月的试运行，在不改变任何设备以及保证产品质量的情况下，硬质合金压力烧结炉每天节约 175 kW·h，若 1 a 按 300 d 计算，则每年节约电能 52.5 万 kW·h，实际降低成本约 50.0 万元，年产量提高 5.5%。

参考文献:

- [1] 潘长珍, 胡助理. 真空烧结炉的温度、真空度、压力值的组合控制系统设计[J]. 硬质合金, 1999, 16(1): 56-60.
PANG Chang-zhen, HU Zhu-li. Combined control system design temperature, vacuum, pressure value of vacuum sintering furnace[J]. Cemented Carbide, 1999, 16(1): 56-60.
- [2] 俞泽民, 郭英奎, 赵 密, 等. 连续热压烧结炉的设计[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2002, 7(5): 94-96, 100.
YU Zhe-min, GUO Ying-kui, ZHAO Mi, et al. Design of the continuous hot-pressing sintering furnace[J]. Journal Harbin Univ Sci & Tech, 2002, 7(5): 94-96, 100.
- [3] 刘泽军, 王延明. 真空烧结炉的微机集散模糊控制系统设计

[J]. 基础自动化, 2000, 7(2): 8-10, 28.

LIU Ze-jun, WANG Yan-ming. Distributed and fuzzy control system on the microprocessor of vacuum sintering furnace[J]. Basic Automation, 2000, 7(2): 8-10, 28.

- [4] 陈 祎, 刘余庆. 基于热平衡原理的硬质合金压力烧结炉最佳加热功率的研究[J]. 工业加热, 2005, 34(5): 29-32.
CHEN Yi, LIU Yu-qing. Study on the problem of heating power based on the test and calculation of cemented carbide pressure sintering furnace's heat balance[J]. Industrial Heat, 2005, 34(5): 29-32.
- [5] Hong S B. Pulverized coal injection facilities for blast furnaces, replacement with energy saving sintering furnace in steel works, and optimization of steam air heater in power plant[J]. Fuel and Energy Abstracts, 1996, 37(2/3): 130.
- [6] Zhao C, Vleugels J, Groffils C, et al. Hybrid sintering with a tubular susceptor in a cylindrical single-mode microwave furnace[J]. Acta Materialia, 2000, 48(14): 3795-3801.
- [7] Mayer G. M, Cadle T. M. A cost-effective preventive maintenance program for sintering furnaces[J]. Metal Powder Report, 1997, 52(3): 41.
- [8] 尹朝庆, 尹 皓. 人工智能与专家系统[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2001: 252-263.
YIN Zhao-qing, YIN Hao. Artificial intelligence and expert system[M]. Beijing: China Hydraulic & Electric Engineering Press, 2001: 252-263.
- [9] 王永庆. 人工智能原理与方法[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000: 53-155.
WANG Yong-qing. Principle and technique of artificial intelligence[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2000: 53-155.
- [10] 俞瑞钊, 史济建. 人工智能原理与技术[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 1998: 247-274.
YU Rui-zhao, SHI Ji-jian. Principle and technology of artificial intelligence[M]. Hangzhou: Zhejiang University Press, 1998: 247-274.
- [11] Cheng R W, Tozawa T, Gen M, et al. AE behaviors evaluation with BP neural network[J]. Computers Ind Engng, 1996, 31(3/4): 867-871.
- [12] LIU Jian-tao, CHANG Hong-bing, Hsu T Y, et al. Prediction of the flow stress of high-speed steel during hot deformation using a BP artificial neural network[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2000, 103(2): 200-205.
- [13] E Jia-qiang, WANG Chun-hua, WANG Yao-nan, et al. A new adaptive mutative scale chaos optimization algorithm and its application[J]. Control Theory & Applications, 2008, 6(2): 141-145.
- [14] Engelbrecht A P, Brits R. Supervised training using an unsupervised approach to active learning[J]. Neural Processing Letters, 2002, 15: 246-260.
- [15] Basheer I A, Hajmeer M. Artificial neural networks: Fundamentals, computing, design and application[J]. Journal of

Microbiological Methods, 2000, 43: 3-31.