



# 闪速炉的神经网络冰镍质量模型与 稳态优化控制研究<sup>1)</sup>

万维汉 万百五

杨金义

(西安交通大学系统工程研究所 西安 710049) (金川有色金属公司 金昌 737000)

**摘 要** 提出了基于神经元网络技术的软测量方法,建立复杂工业过程(闪速炉)模型. 针对生产工艺的要求,分别建立了生产工艺指标模型和产品产量模型,开辟了复杂工业过程产品质量建模的新领域. 在建模基础上,对闪速炉进行了稳态优化控制研究,结果表明该方法具有较好的节能效果. 最后给出了将来在线优化控制的建议.

**关键词** 软测量技术,神经网络产品质量建模,稳态优化控制,闪速炉.

## STUDY OF NEURAL NETWORK QUALITY MODELS AND STEADY-STATE OPTIMIZING CONTROL FOR NICKEL FLASH SMELTING FURNACE

WAN Weihan WAN Baiwu

(Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

YANG Jinyi

(Jinchuan Non-ferrous Metals Complex, Jinchang 737000)

**Abstract** The paper proposes an approach that uses soft-sensing method to set up the neural network models of the complex industrial process——nickel flash smelting furnace. They are technological index quality models and yield model for the furnace. This opens up a new application field of neural network modeling. The paper also gives a study of steady-state optimizing control for the furnace. The results show that the modeling and optimization provide better effect in saving energy consumption. Finally, the paper suggests how to implement on-line steady-state optimizing control to the furnace in the future.

**Key words** Soft-sensing technique, neural network quality modeling, steady-state

1)国家“八六三”计划及金川有色金属公司科研基金资助课题.

optimizing control, nickel flash smelting furnace.

### 1 引言

闪速熔炼工艺过程是十分复杂的工业过程,要对其实现在线控制就必须了解和掌握该工业过程的数学模型. 本文提出了利用软测量技术建立闪速炉生产质量的神经网络模型的方法,该方法能够较为准确地反映闪速炉的实际运行过程. 在建模的基础上,进行了稳态优化控制研究.

### 2 工业过程背景

冶金闪速熔炼技术是一种新型强化冶炼技术. 它是指把经过深度干燥的粉状硫化精矿和预热空气、富氧空气、熔剂、烟尘等物质的混合物在闪速炉悬浮熔炼成液态硫的火法冶金过程. 闪速炉的工艺流程如图 1 所示.

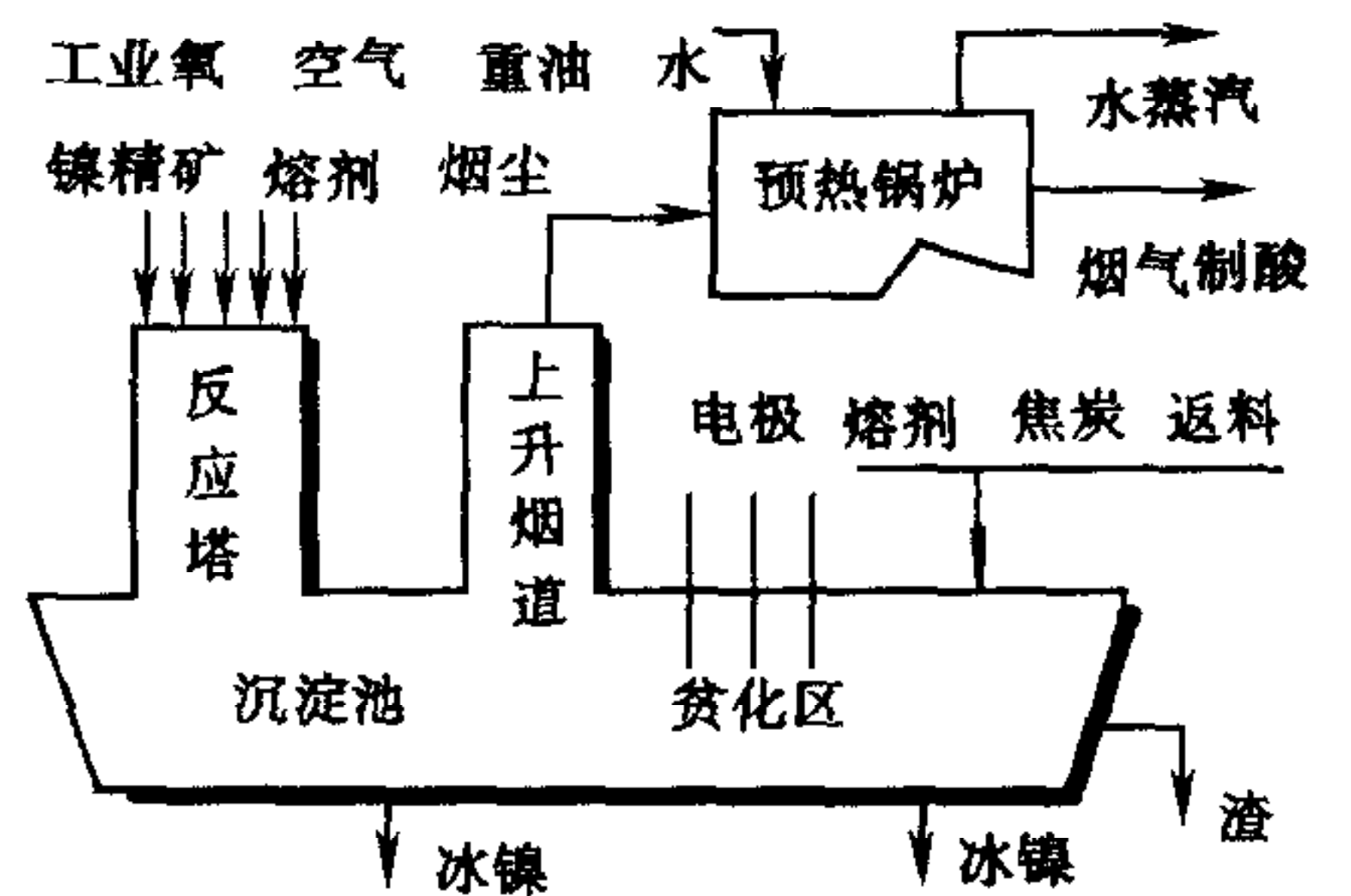


图1 闪速炉的工艺流程

### 3 稳态神经网络模型的建立

#### 3.1 神经网络的选择

通过对各种神经网络建模和函数逼近能力的评价,结合闪速炉惯性大的特点,选用 BP 网络为建模用神经网络.

#### 3.2 稳态神经网络模型的建立

闪速炉稳态数学模型是指闪速炉在精矿处理量不变的情况下,生产稳态运行时,产出物料或其生产工艺指标与加入物料之间的数学关系. 可用表达式  $y_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_n)$  表示,其中  $y_i$  代表生产工艺指标或产量,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  代表加入物料.  $f_i(\cdot)$  代表产品产量或工艺指标与加入物料的非线性关系.

软测量<sup>[2]</sup>的实现如图 2 所示. 首先测得一组输入数据  $x_i$  与实际输出数据  $y_j^p$ , 通过神经网络训练,建立软测量的模型. 在闪速炉运行过程中,由于实际输出数据  $y_j^p$  是通过 X 荧光分析仪和进出物料平衡计算得到的,滞后于生产实际,此时就以软测量输出  $y_j^m$  作为生产实际输出去实现稳态优化计算. 待测定  $y_j^p$  的结果后,再利用  $y_j^p$  去修正网络模型.

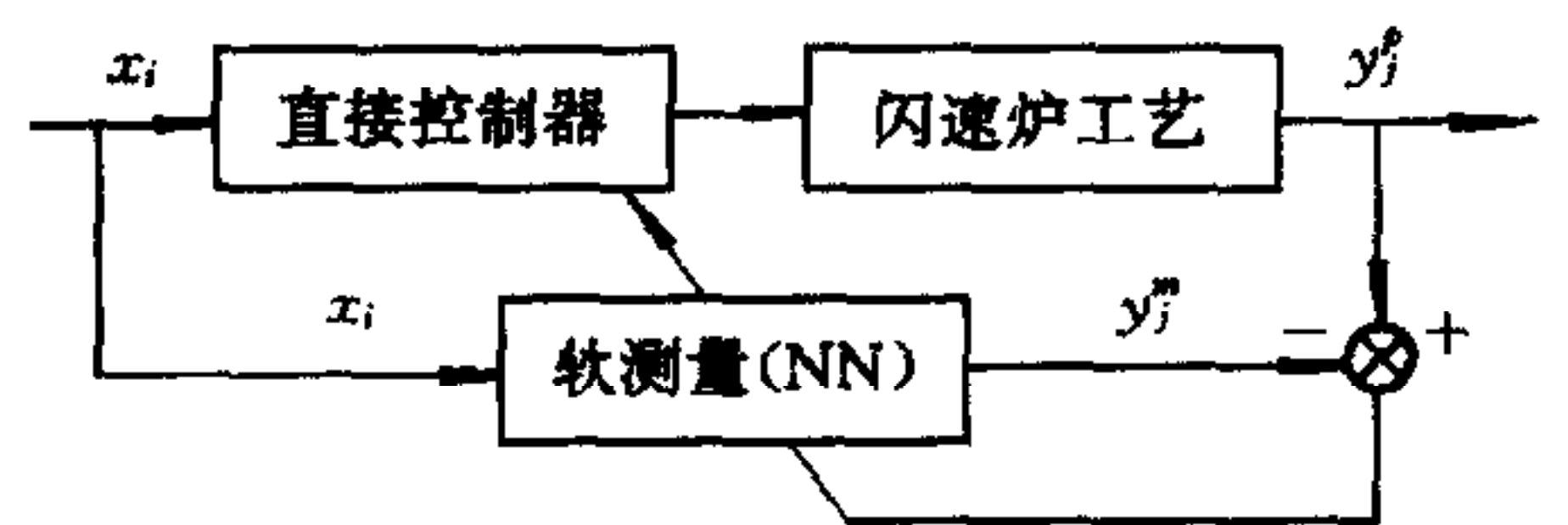


图2 软测量的结构图

通过对神经网络结构的对比研究,采用双隐层的 BP 网络结构,节点数为 5-5-5-1. 经过 250 000 次的迭代学习. 学习曲线和运行曲线如图 3~6 所示,其中实线为闪速炉实际运行曲线,虚线为神经网络学习曲线.

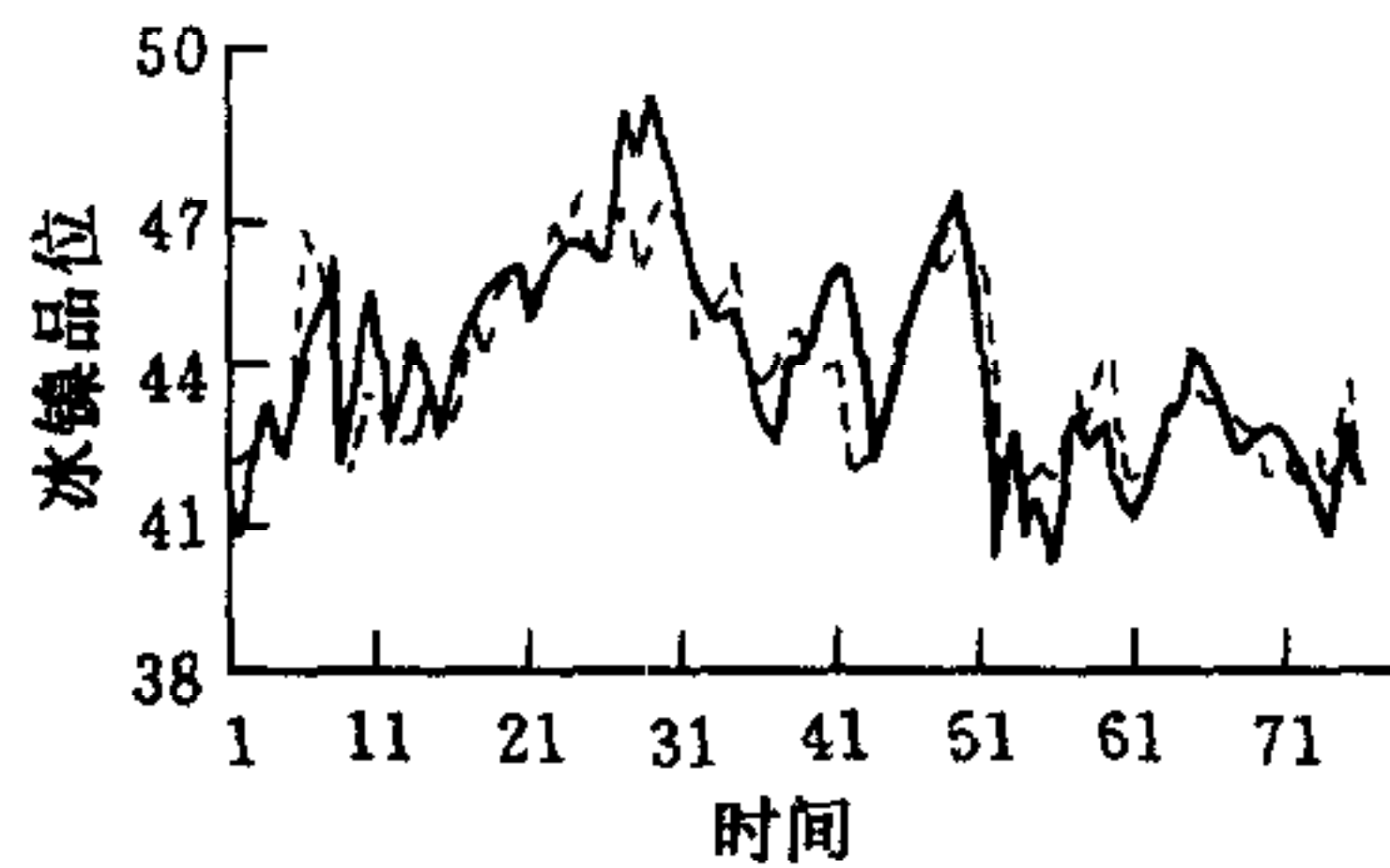


图3 冰镍品位的学习曲线

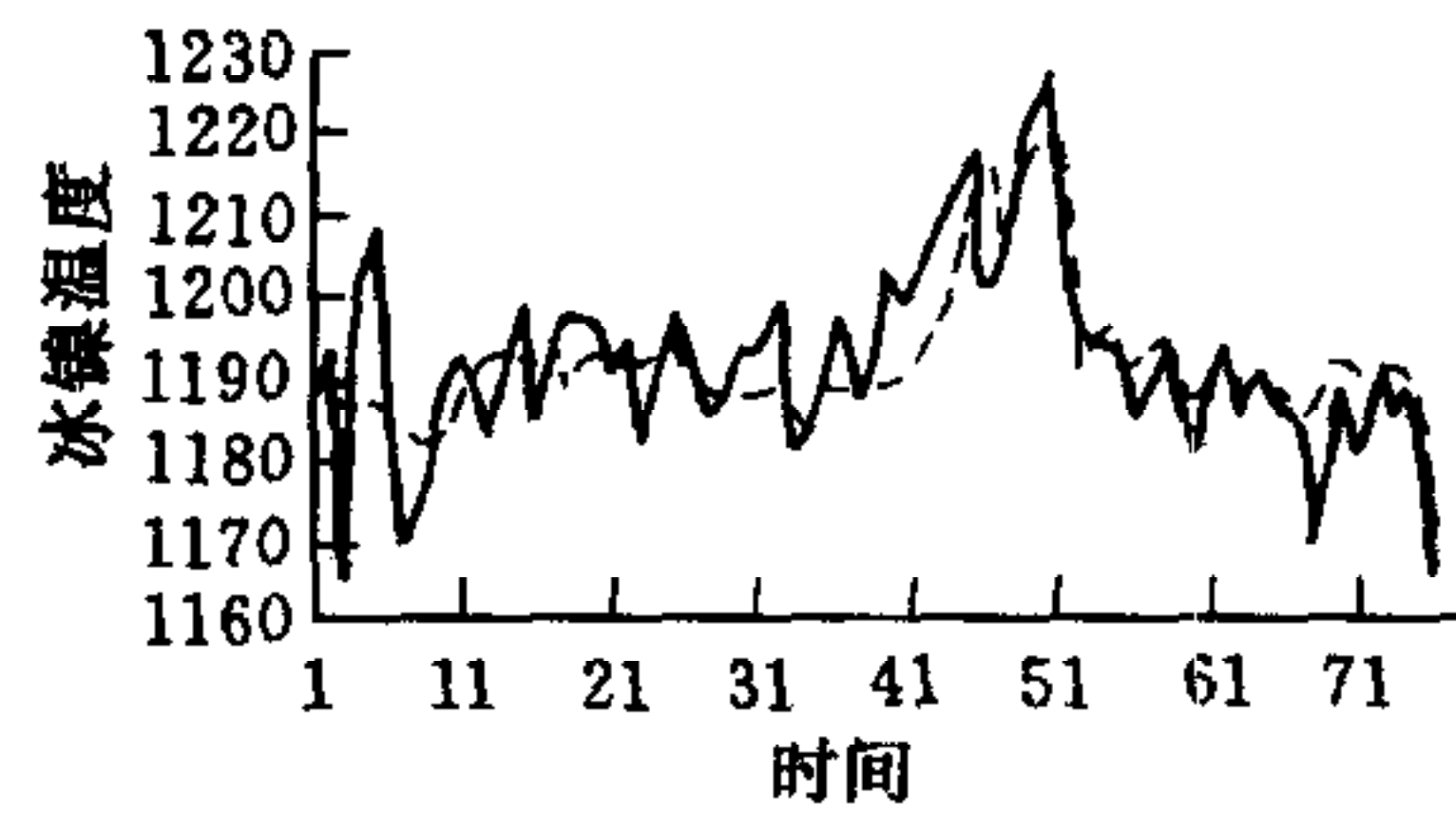


图4 冰镍温度的学习曲线

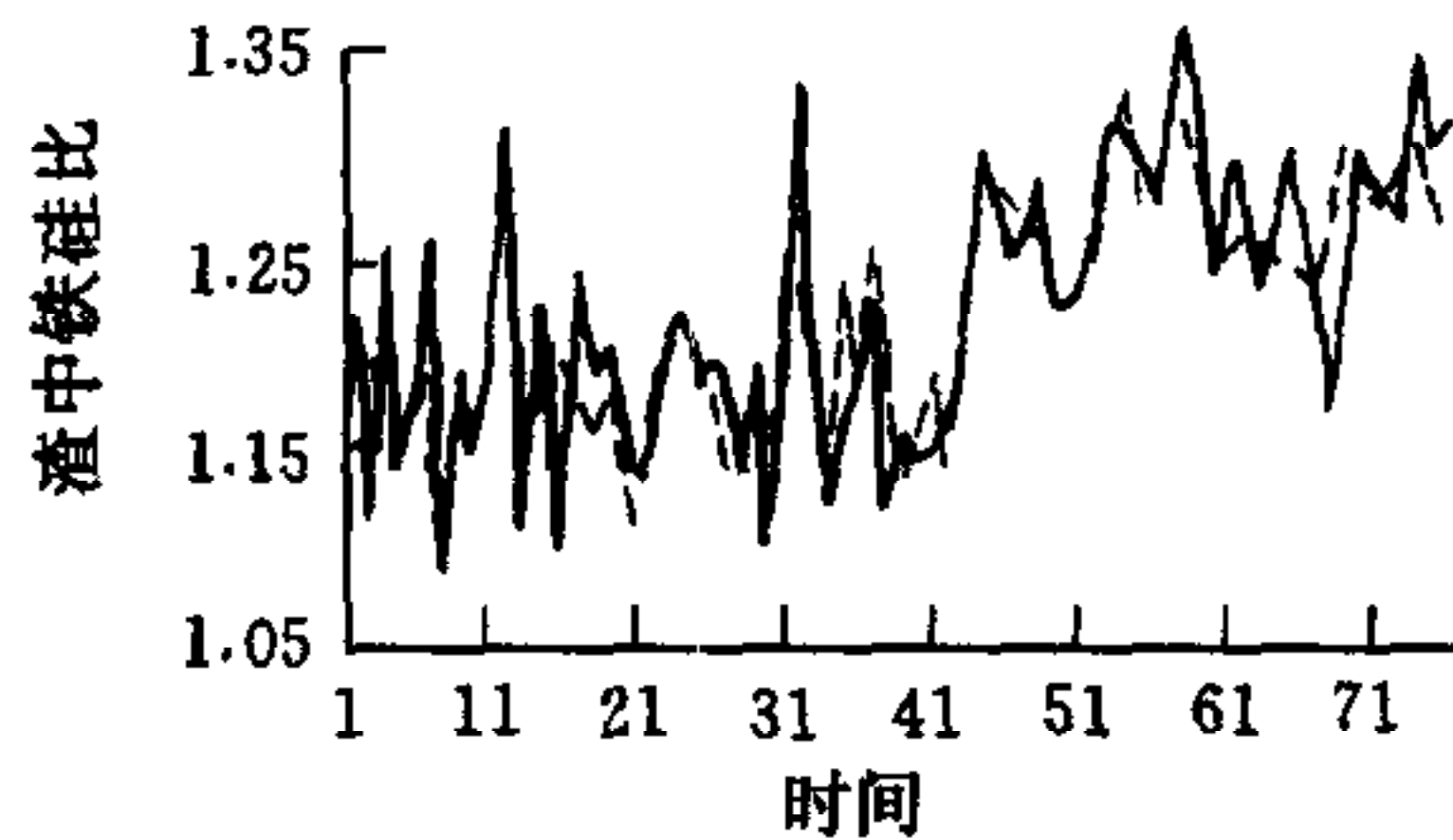


图5 渣中铁硅比的学习曲线

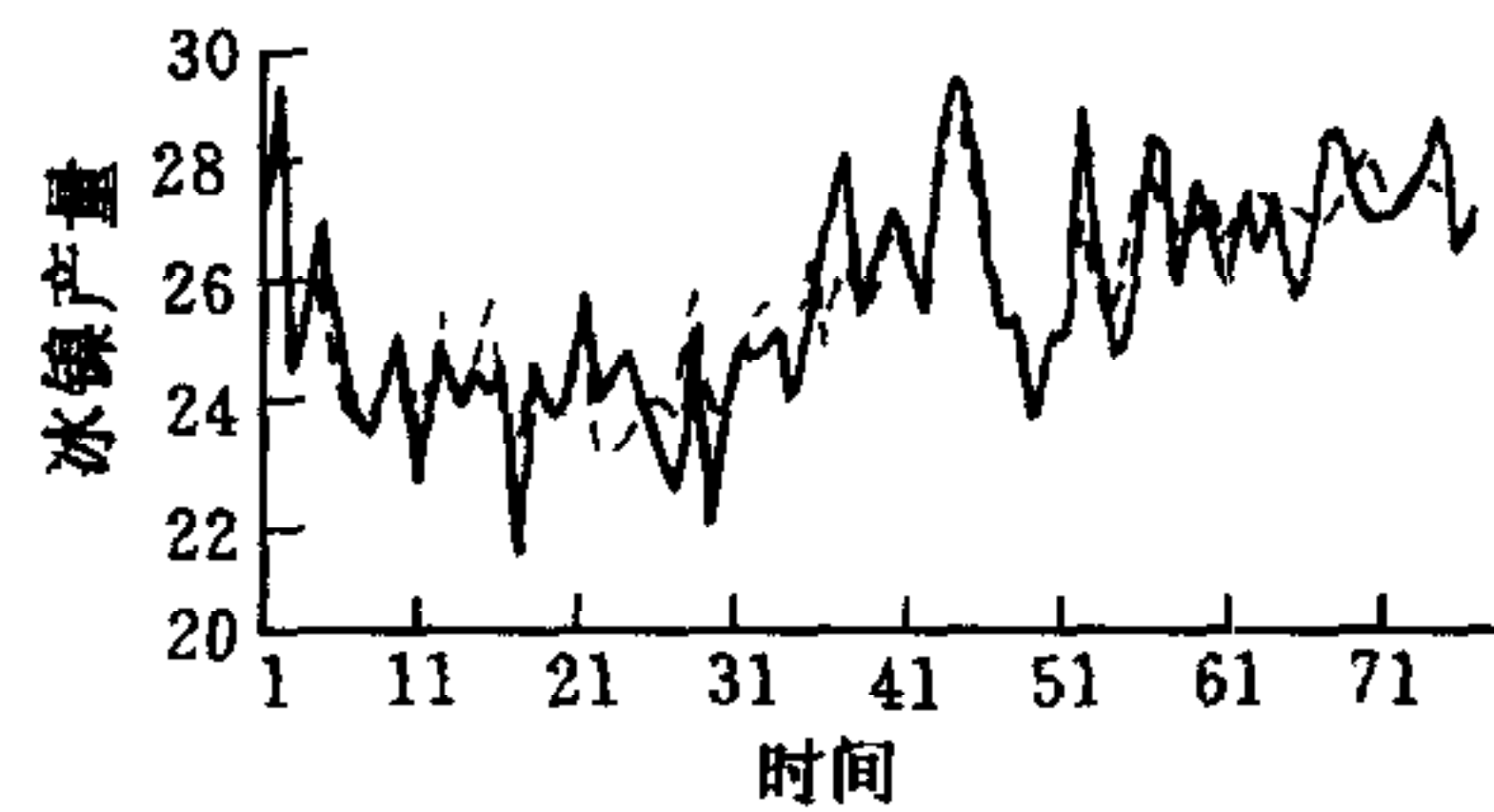


图6 冰镍产量的学习曲线

## 4 稳态优化控制实现

### 4.1 非线性约束下单目标优化的实现

定义能耗  $E$  为目标函数

$$E = \alpha_1 F_{\text{air}} + \alpha_2 F_{\text{oxy}} + \alpha_3 F_{\text{oil}} = \alpha_1 c_1 + \alpha_2 c_2 + \alpha_3 c_3, \quad (1)$$

其中按实际变量值折算(元/单位体积)  $\alpha_1 = 0.98, \alpha_2 = 0.5, \alpha_3 = 0.015$ . 表1为工艺指标和优化变量的变化范围.

表1 工艺指标和优化变量的范围

	冰镍品位	冰镍温度	铁硅比	冰镍产量	空气	氧气	重油	熔剂	烟尘
$\varphi_i^{\max}, c_i^{\max}$	50	1 250	1.3		22 000	12 000	1 200	13.0	10.0
$\varphi_i^{\min}, c_i^{\min}$	40	1 150	1.0	20	18 000	10 000	850	9.0	7.50

这样,优化问题可以表示为

$$\min_{c_i} E(c_i), \quad (2)$$

$$\text{s. t. } \varphi_i^{\min} \leq \varphi_i(c_i) \leq \varphi_i^{\max}, i = 1, 2, 3, 4, \quad (3)$$

$$c_i^{\min} < c_i < c_i^{\max}, i = 1, 2, 3, 4, 5. \quad (4)$$

将上述约束条件转化为  $g_i(c_i) \leq 0$  的形式. 解上述优化问题,将带有约束转为无约束优化问题. 利用 SUMT(序列无约束极小化技术)算法,即

$$E^* = E + M^{-1} \sum_{i=1}^{17} \{\max[0, g_i(c_j)]\}^2, j = 1, 2, 3, 4, 5. \quad (5)$$

利用梯度法

$$c_i(k+1) = c_i(k) + \eta_i \nabla E^*$$

解得结果如表2所示.

表2 优化结果

优化变量	优化步长	罚因子初值	初始变量	优化结果
空气量(Nm <sup>3</sup> /H)	$\eta_1=0.004$	$m_1=0.006, m_2=0.006$	$\bar{c}_1=18\ 292.05$	$\hat{c}_1=19\ 522.90$
氧气量(Nm <sup>3</sup> /H)	$\eta_2=0.004$	$m_3=0.006, m_4=0.006$	$\bar{c}_2=12\ 325.37$	$\hat{c}_2=10\ 018.69$
重油量(L/H)	$\eta_3=0.004$	$m_5=0.006, m_4=0.006$	$\bar{c}_3=974.10$	$\hat{c}_2=1\ 105.44$
溶剂量(T/H)	$\eta_4=0.004$	$m_7=0.006, m_8=0.006$	$\bar{c}_4=11.10$	$\hat{c}_4=13.13$
烟尘量(T/H)	$\eta_5=0.004$	$m_9=0.006$	$\bar{c}_5=7.46$	$\hat{c}_5=10.13$
冰镍产量(T/H)			$\bar{y}=25.89$	

能耗目标值:初始值  $E=7\ 393.2$ (元),优化值  $\hat{E}=6\ 385.5$ (元).每小时节约1 007.7(元).本模型采用30天的数据,30天节约725 544(元),全年按正常运行10个月(300天)计,则节约能耗费用7 255 440(元).

#### 4.2 非线性约束下多目标优化的实现

仍以能耗为优化目标,仅在上述优化结果的基础上,试图将约束中冰镍产量增加一点,观察能耗的变化.结果表明,产量增加,能耗也有所增加.这样,为人为决策提供了一个综合考虑的结果.

### 5 离线指导与在线优化控制<sup>[4]</sup>

离线指导是指工艺指标和产量经过软测量和各输入参数经优化计算后,为操作者调节控制器设定提供指导.在线优化控制是自动周期地完成模型建立、模型更新和参数优化计算,并将优化计算结果经安全检查后直接送到控制器作为设定值.在线优化如图7所示.另一个重要问题是稳态优化控制周期的确定.通过对其运行数据的稳态优化分析,建议选择2天为一个稳态优化控制周期较为合适.

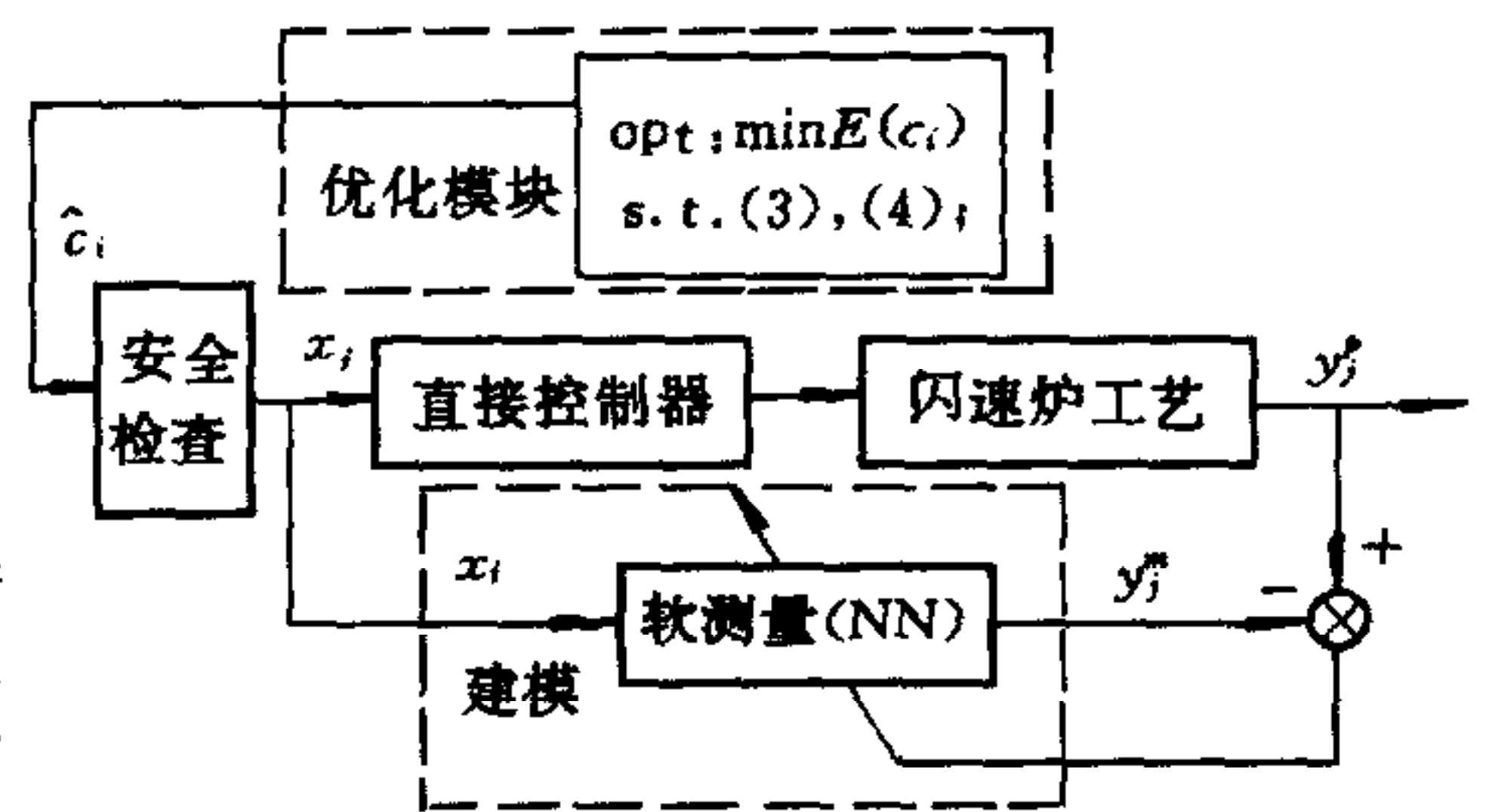


图7 在线软测量和优化控制结构图

### 6 结论

本文研究得出了令人满意的结果,为闪速炉实现在线稳态优化控制迈出了可喜的一步.下一步的重点是尽快将研究成果用于实际,研究存在的问题.另外,由于闪速炉已经连续运行三年,积累了不少专家知识,能否将专家知识引入,开发专家控制系统,使其控制更加完善,需进一步探讨.

### 参 考 文 献

- 1 万百五,林杰.大规模工业过程的稳态递阶控制综述.自动化学报,1990,16(2):186~192
- 2 金以慧,王诗宓,王桂增.过程控制的发展与展望.控制理论与应用,1997,14(2):145~151
- 3 Pican N, Alexandre F. Artificial neural networks for the presetting of a steel temper mill. *IEEE Expert Intelligent Systems and Their Applications*. 1996,11(1):22~27
- 4 万百五,黄正良.大工业过程计算机在线稳态优化控制.北京.科学出版社,1998

**万维汉** 1964年生,西安交通大学机械工程学院机械电子工程系博士研究生.研究方向为复杂工业过程的建模、优化及其智能控制应用研究、机械智能故障诊断等.

**万百五** 1928年生,1951年研究生毕业于上海交通大学电信研究所.现任西安交通大学系统工程研究所教授,博士生导师.目前主要研究方向为大系统递阶优化控制和智能控制、大工业过程的稳态优化控制等.曾获部级科技进步一等奖2次、二等奖2次和三等奖1次,发表论文270余篇.

**杨金义** 1935年生,1961年西安交通大学电机系毕业,现任金川有色金属公司经理.

### 1998年为本刊审稿者名单

丁明跃	丁晓青	丁 峰	马保离	马颂德	毛剑琴	王 龙	王 伟	王 炎	王 珏	王子栋
王广雄	王书宁	王占林	王正志	王先来	王纪韶	王仲鸿	王 联	王桂增	王 旭	王福利
王行愚	王秀峰	王诗宓	王金枝	王树青	王顺晃	王恩平	王离九	王朝珠	王越超	王照林
邓自立	邓志东	邓子辰	邓永录	方棣棠	冯汝鹏	冯昭枢	冯德兴	卢 强	卢桂章	史忠科
史忠植	叶正明	叶庆凯	叶银忠	田 心	田 捷	田玉平	田玉楚	石纯一	石青云	边肇祺
任学梅	任德祥	任守渠	伍清河	刘 丁	刘 伟	刘 清	刘长有	刘永清	刘传才	刘自宽
刘贺平	刘健勤	刘晓平	刘一军	刘 斌	刘增荣	孙凤媛	孙优贤	孙振东	孙常胜	孙增圻
孙明玮	孙继涛	孙富春	安森健	朱仲涛	朱志刚	朱宗林	朱照宣	朱森良	祁国宁	许可康
刑科义	负 超	严 卫	何英姿	何新贵	余 焱	余达太	佟绍成	应明生	宋文忠	吴 捷
吴 澄	吴 麒	吴卫国	吴立德	吴成柯	吴沧浦	吴秋峰	吴铁军	吴望名	吴淮宁	吴宏鑫
吴智铭	张 铃	张乃尧	张元林	张化光	张天平	张天序	张玉茹	张长水	张汉勤	张 钹
张纪峰	张承福	张明廉	张贤达	张洪钺	张恭清	张鸿宾	张嗣瀛	张学工	张绪定	张忻中
怀进鹏	李 勇	李人厚	李介谷	李友善	李少远	李训经	李光泉	李后强	李伯虎	李叔梁
李嗣福	李春文	李清泉	李 实	李建中	李泉林	李祖枢	李衍达	李铁成	李德毅	杜利民
杨士元	杨 萍	杨光宇	杨成梧	杨战民	杨家本	杨福生	汪云九	汪东升	汪庆宝	汪定伟

(下转第832页)