

## 电熔镁砂产品单吨能耗混合预报模型

吴志伟<sup>1</sup> 柴天佑<sup>1,2</sup> 吴永建<sup>1</sup>

**摘要** 产品的单吨能耗是反映电熔镁砂熔炼过程产品产量和能耗的综合生产指标. 通过分析炉内电热转换关系, 利用能量守恒原理建立了产品单吨能耗模型. 针对模型的未知非线性和参数时变等综合复杂性提出了由基于机理分析的单吨能耗主模型和基于神经网络的补偿模型组成的产品单吨能耗混合预报模型. 其中神经网络补偿模型用于补偿模型的未知非线性和参数不确定性对于预报模型准确性的影响. 采用某电熔镁砂熔炼过程实测数据验证了所建立的混合预报模型是有效的.

**关键词** 电熔镁砂, 单吨能耗, 预报模型, 能量守恒, 神经网络

**引用格式** 吴志伟, 柴天佑, 吴永建. 电熔镁砂产品单吨能耗混合预报模型. 自动化学报, 2013, 39(12): 2002–2011

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2013.02002

### A Hybrid Prediction Model of Energy Consumption Per Ton for Fused Magnesia

WU Zhi-Wei<sup>1</sup> CHAI Tian-You<sup>1,2</sup> WU Yong-Jian<sup>1</sup>

**Abstract** Energy consumption per ton is a main index of product quality and energy consumption in the smelting process of fused magnesia. By analyzing the electric heating conversion principle, an energy consumption per ton model of product is proposed by using the law of conservation of energy. For the complex characteristics such as unknown nonlinear and time-varying parameters of the energy consumption per ton model, a hybrid prediction model of energy consumption per ton which consists of a main model based on mechanism analysis and a compensation mode based on neural network is also proposed. The compensation model compensates the modeling errors caused by unknown nonlinearity and uncertainty of some parameters for the mathematical model. Industrial applications show the usefulness and effectiveness of the proposed hybrid prediction model for energy consumption per ton.

**Key words** Fused magnesia, energy consumption per ton, prediction model, conservation of energy, neural network

**Citation** Wu Zhi-Wei, Chai Tian-You, Wu Yong-Jian. A hybrid prediction model of energy consumption per ton for fused magnesia. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(12): 2002–2011

电熔镁砂是一种高纯度的晶体氧化镁, 具有熔点高、抗氧化、结构完整、绝缘性强等特性, 是冶金、化工、建材等行业高温炉窑不可缺少的耐火材料. 生产电熔镁砂的原料为菱镁矿石 (主要成分为碳酸镁), 熔炼设备为三相交流电熔镁炉. 熔炼过程中, 电熔镁炉将电能转化为热能, 使炉内原料受热熔化形成氧化镁熔液, 熔液经过冷却后结晶, 最终的成品为氧化镁含量在 95% 以上的晶体. 电熔镁砂的熔炼过程中电能消耗巨大, 每熔炼一个炉次需耗电 20 000 千瓦时, 电能成本占整个生产成本的 60% 以上, 因此如

何合理利用电能是电熔镁砂生产企业最关心的问题. 熔炼过程中反映单位产品产量电能利用效率的指标是产品单吨能耗, 即每生产一吨合格产品所消耗的电能. 电熔镁砂熔炼过程是一个批过程, 单吨能耗为一个完整熔炼过程所消耗的总电能与获得的总产量的比值, 一个熔炼批次对应一个单吨能耗值. 由于产量只能在熔炼过程结束后通过化验获得, 所以单吨能耗无法在线检测. 当检测到一个熔炼过程的实际单吨能耗时, 该熔炼过程已经结束, 利用实测的单吨能耗值来指导电熔镁砂生产存在滞后问题. 因此建立单吨能耗预报模型成为电熔镁砂熔炼过程控制的关键问题.

近些年来部分学者开展了关于电熔镁砂熔炼机理的研究, 并取得了一些成果. 其中文献 [1–2] 分析了温度场对电熔镁砂晶体生成的影响; 文献 [3] 介绍了电炉的效能、电热理论的基础以及不同类型的电炉及其在工业中的应用; 文献 [4–5] 研究了电熔镁炉的理论热耗和热平衡问题. 上述这些文献对研究电熔镁砂熔炼过程机理具有一定贡献. 电熔镁砂熔炼过程中用于熔化原料、生成产品的热能完全由输

收稿日期 2012-05-14 录用日期 2012-10-10

Manuscript received May 14, 2012; accepted October 10, 2012  
国家自然科学基金 (61020106003, 61004009), 国家重点基础研究发展计划 (973 项目) (2009CB320601) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61020106003, 61004009) and National Basic Research Program of China (973Program) (2009CB320601)

本文责任编辑 姜斌

Recommended by Associate Editor JIANG Bin

1. 东北大学流程工业国家重点实验室 沈阳 110819 2. 东北大学自动化研究中心 沈阳 110819

1. State Key Laboratory of Integrated Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819

2. Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110819

入炉内的电能转化得到. 在熔炼电压和熔炼总时长固定的工艺要求下, 熔炼过程中三相电极电流值的大小直接影响最终产品的单吨能耗. 熔炼电流过大时会造成能量的浪费, 导致产品单吨能耗过高. 熔炼电流过小时虽然消耗的电能相对较少, 但是由于能量供应不足, 造成产品产量低, 最终同样导致产品的单吨能耗高. 由于电熔镁砂生产过程电流与电弧之间、电弧与原料熔化之间机理复杂, 加之产品产量与产品单吨能耗数据只能在熔炼过程完成后方能获得, 因此如何建立单吨能耗预报模型, 进而在一个批次的熔炼过程中指导生产是一个需要解决的科学问题. 采用机理建模方式获得熔炼电流和产品单吨能耗数据之间的关系不同于传统的针对输入和输出响应曲线的系统建模, 具有一定难度. 目前还没有发现针对上述建模问题的研究.

为了研究上述建模问题, 进而提高电熔镁砂熔炼过程中电能的利用效率, 本文将机理建模和数据建模方法相结合, 建立了由基于熔炼机理分析的单吨能耗预报主模型和基于神经网络的建模误差补偿模型组成的单吨能耗混合预报模型. 通过与国内某电熔镁砂生产过程的实际数据相比较, 验证了所建立的单吨能耗混合预报模型精度能够满足实际要求.

## 1 电熔镁砂熔炼过程简介

电熔镁炉是一种典型的高耗能设备, 主要是将电能转化为热能, 熔化物料、生成产品, 其基本结构如图 1 所示. 熔炼过程中电极与原料之间形成电弧, 电弧放热熔化原料形成熔池. 随着原料的投入和熔化, 熔池上涨, 控制系统通过控制电机转动来不断调整电极位置, 目的是使电弧长度维持在一定范围, 尽量保证电弧电阻恒定, 进而确保熔炼电流跟踪电流设定值. 随着熔炼过程的进行, 熔池不断上涨, 当熔池上升到炉口上表面时, 熔炼过程结束. 熔炼过程结束后, 通过底车将炉体拖离熔炼工位, 自然冷却. 冷却过程中熔液完全结晶, 再经过人工破碎、分拣, 最后形成产品.

电熔镁砂熔炼过程采用恒电流控制方式, 被控变量为三相熔炼电流值. 控制系统通过控制拖动电机转动、改变电极位置的手段来实现控制熔炼电流. 熔炼过程中电能的消耗是固态原料熔化所需热量的主要来源. 通常条件下, 熔炼过程中三相电极的相电压和熔炼时间是固定的, 因此熔炼电流值的大小是决定一个熔炼批次产品单吨能耗指标的重要因素. 电流值过小, 将导致输入电熔镁炉的热量不足, 炉内缺少足够的热量熔化固体原料, 造成产品产量低、质量差. 此时虽然消耗的总电量少, 但由于产量低导致产品的单吨能耗高, 电能利用率低. 随着熔炼电流增大, 输入炉内的热能增加, 熔炼过程所能熔化的原料

量增加, 产品产量也随之增加, 产品单吨能耗降低. 但由于一个熔炼批次内的产品产量不仅取决于其吸收热量的多少, 还与原料填充方式、炉体容量等因素相关, 因此单吨能耗不会随着熔炼电流的增大而单调减小. 当产品产量达到一定阈值后, 即使熔炼电流继续加大, 产量也不会增加. 因此, 若熔炼电流过大, 虽然保证了产品产量, 但能量消耗大, 同样导致产品的单吨能耗高, 电能浪费严重. 综上, 研究熔炼电流与产品单吨能耗之间关系, 实现在熔炼过程中利用熔炼电流对该批次单吨能耗进行预报是提高电熔镁砂熔炼过程能源利用效率的有效手段.

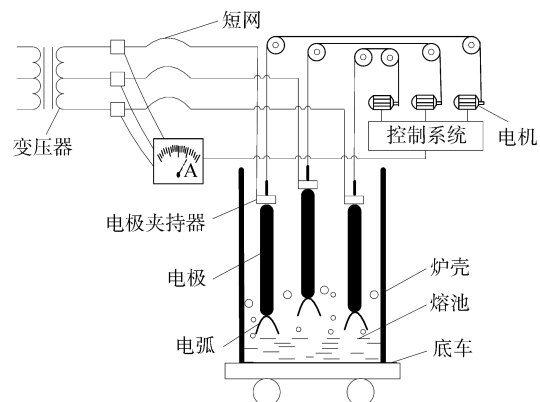


图 1 电熔镁炉基本结构

Fig. 1 Diagram of fused magnesium furnace

## 2 熔炼过程产品单吨能耗模型

熔炼过程产品的单吨能耗  $J$  为消耗的电能与产品产量的比值, 因此建模过程首先建立产量  $m$  的数学模型, 在此基础上在建立单吨能耗模型.

### 2.1 产品产量模型

产品产量  $m$  取决于整个熔炼过程中能够被熔化的原料量, 因此产量  $m$  与熔炼电流  $I$  以及熔炼过程中原料的加料时间间隔  $\Delta t_a$  相关, 可表示为  $m = f(I, \Delta t_a)$ . 熔炼过程中大量电能被转化为热能, 这些热能除了被用于熔化原料外还有一部分以各种不同方式被散失掉, 整个熔炼过程的热平衡如图 2 所示. 其中原料熔化吸热为原料的理论热能单耗与产品产量的乘积, 输入热能与电弧耗散能量之差即为电弧输入炉内的电能.

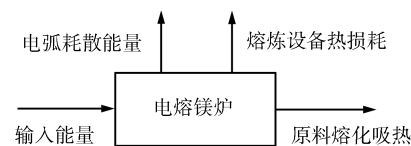


图 2 电熔镁炉热平衡图

Fig. 2 The thermal equilibrium for fused magnesium furnace

由现场热工测试结果可知, 熔炼过程设备热损耗包括炉体散热、废气带走热、皮砂及散砂吸热、供电系统热损耗等<sup>[4]</sup>. 根据能量守恒原则, 熔炼过程中存在如下关系:

(输入热能 - 电弧耗散能量) - 设备热损耗 = 理论热能单耗 × 产品产量.

由于电熔镁炉设备热损耗形式复杂, 传导、对流、辐射三种换热方式同时存在, 难以表达, 因此本文引入电熔镁炉综合热效率这一参数. 综合热效率表示原料熔化所吸收的热量占输入炉内电能的比值, 于是上述能量守恒关系可以表达成式 (1) 的形式<sup>[6-7]</sup>.

$$f_{\alpha}(\alpha) \times (P - P_0) = B_t d_m \quad (1)$$

其中,  $f_{\alpha}(\alpha)$  为描述综合热效率  $\alpha$  变化规律的函数;  $P = I^2/G$  表示电弧输入功率;  $P_0 = k_1 G^{-\beta} L$  表示电弧耗散功率;  $G$  表示电弧电导;  $L$  表示电弧长度;  $B_t$  表示理论热能单耗;  $d_m$  表示单位时间内熔炼出的产品质量;  $k_1, \beta$  为可调参数, 其取值受电极材质、直径以及原料导电性等因素影响.

熔炼过程中所发生的化学反应如图 3 所示<sup>[3]</sup>.

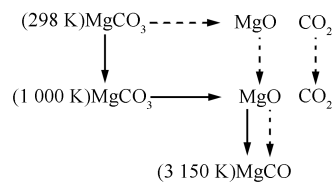


图 3 电熔镁砂熔炼过程的化学反应

Fig. 3 The chemical equation for smelting process of fused magnesium furnace

电熔镁砂熔炼过程的化学反应实际是沿实线箭头所示的途径进行, 但是已有文献中只给出了标准生成热  $H_{289}^{\ominus}$ , 因此只能认为反应沿虚线箭头所示途径进行. 根据盖斯定律 (盖斯定律: 定压或定容条件下的任意化学反应, 在不作其他功时, 不论是一步完成的还是几步完成的, 其热效应总是相同的), 两种途径的热效应相等. 于是可以认为熔炼过程是  $MgCO_3$  在 298 K 时分解, 产生的  $CO_2$  加热到 1000 K, 而  $MgO$  加热熔化并且过热到 3150 K.

整个熔炼过程中熔化原料的能量为:  $Q = Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4$ , 其中  $Q_1$  表示  $MgCO_3$  分解吸热;  $Q_2$  表示加热  $CO_2$  的热,  $Q_3$  表示加热  $MgO$  的热,  $Q_4$  表示熔化潜热. 各部分具体为

$$Q_1 = \Delta H = -(-601) + (-394) - (-1112) = 117\,000 \text{ kJ/kmol}$$

$$Q_2 = \int_{298}^{1000} C_c dT_c = \int_{298}^{1000} (44.14 + 0.00904T_c - 8.54 \times 10^{-5} T_c^{-2}) dT_c = 33\,093 \text{ kJ/kmol}$$

其中,  $C_c$  表示  $CO_2$  的比热容;  $T_c$  表示炉内温度.

$$Q_3 = \int_{298}^{3150} C_m dT_c = \int_{298}^{3150} (48.99 + 0.00314T_c - 11.72 \times 10^{-5} T_c^{-2}) dT_c = 151\,480 \text{ kJ/kmol}$$

其中,  $C_m$  表示  $MgO$  的比热容, 随温度变化. 为了简化计算, 这里认为  $MgO$  的比热容在加热到熔点和过热到 3150 K 时相同, 即把两个加热阶段合并计算.

$$Q_4 = 77.4 \text{ kJ/mol} = 77.4 \times 10^3 \text{ kJ/kmol}$$

至此可以得到  $Q = 378\,973 \text{ kJ/kmol}$ , 熔炼过程的理论热能单耗为

$$B_t = \frac{378973 \times 10^3}{40.32} = 9.4 \times 10^6 \text{ J/kg} \quad (2)$$

于是式 (1) 可以写成

$$f_{\alpha}(\alpha) \left( \frac{I^2}{G} - k_1 G^{-\beta} L \right) = 9.4 \times 10^6 d_m$$

$$d_m = \frac{f_{\alpha}(\alpha) \left( \frac{I^2}{G} - k_1 G^{-\beta} L \right)}{9.4 \times 10^6} \text{ kg} \quad (3)$$

式 (3) 为单位时间内产品产量的表达式, 其中电弧电导  $G$  是与熔炼电流  $I$  有关的函数.

电熔镁砂熔炼过程原料是分批加入的, 因此需要考虑不同加料时间间隔对产品产量的影响. 设加料时间间隔为  $\Delta t_a$ , 在一个加料时间间隔内加入的原料量为  $D_a$ . 熔炼工艺要求  $D_a$  为一个固定值, 但实际生产过程很难确保  $D_a$  恒定, 本文用函数  $f_{D_a}(D_a)$  来表示生产过程中  $D_a$  的真实取值. 理论上一个加料时间间隔内所生产出的成品产量为

$$m_{\Delta t_a} = \frac{f_{\alpha}(\alpha) \left( \frac{I^2}{G} - k_1 G^{-\beta} L \right) \Delta t_a}{9.4 \times 10^6} \text{ kg} \quad (4)$$

通过分析电熔镁炉熔炼机理并结合式 (3) 和式 (4) 可以得到如下结论: 单个加料时间间隔内的产品产量由熔炼电流  $I$  和加料时间间隔  $\Delta t_a$  共同决定, 其中熔炼电流的变化, 会导致原料的熔化速度不同. 当熔炼电流相对较小时, 单个加料时间间隔内所能熔化的原料质量较小, 投入的原料不能全部被熔化, 相应的产量较小. 随着熔炼电流的增大, 单位时间内向炉内输入的能量随之增加, 单个加料时间间隔内所能熔化的原料质量也会随着增加. 但受原料投入量的限制, 单个加料时间间隔内所能熔化的原料质量不会随熔炼电流的增大而一直增加, 最大只能是单个加料时间间隔内加入的原料量  $f_{D_a}(D_a)$ , 即投

入的原料全部被熔化形成产品. 因此, 整个熔炼过程的产品产量 (kg) 为

$$m = \varepsilon \frac{f_{\alpha}(\alpha)(\frac{I^2}{G} - k_1 G^{-\beta} L)T}{9.4 \times 10^6} + (1 - \varepsilon) \frac{T f_{D_a}(D_a)}{\Delta t_a \varsigma} \quad (5)$$

其中,  $\varsigma$  为原料投入产出比, 由原料类型决定;  $T$  为一个熔炼批次的熔炼时间, 通常为 10 小时;  $\varepsilon$  为产量系数, 其取值为: 当  $m_{\Delta t_a} < f_{D_a}(D_a)/\varsigma$  时,  $\varepsilon = 1$ ; 当  $m_{\Delta t_a} \geq f_{D_a}(D_a)/\varsigma$  时,  $\varepsilon = 0$ . 式 (5) 所表达的含义为: 在整个熔炼过程中, 产品产量由熔炼电流  $I$  和加料时间间隔  $\Delta t_a$  共同决定. 当单个加料时间间隔内投入的原料不能被全部熔化时, 产量随熔炼电流的变化而变化, 即  $m = f_{\alpha}(\alpha)(I^2/G - k_1 G^{-\beta} L)T/9.4 \times 10^6$ ; 当单个加料时间间隔内投入的原料能够被全部熔化时, 产量不再由熔炼电流所决定, 而是由单个加料时间间隔决定, 即  $m = T f_{D_a}(D_a)/\Delta t_a \varsigma$ , 此时整个熔炼过程的产品产量与单个加料时间间隔成反比关系, 加料时间间隔越小, 产量越大. 当然, 受炉体容量的限制, 产量不会无限增大.

式 (5) 中的电弧电导  $G = VI/(A + BL)^2$ , 其中  $V$  表示电弧电压,  $A$  表示阴极和阳极区电压降;  $B$  表示弧柱电压梯度 [3, 8]. 在变压器档位固定的情况下, 电弧弧长  $L$  与电流呈反比的关系, 可设  $L = C/I$ ,  $C$  表示弧长系数, 于是有  $G = VI/(A + BC/I)^2$ .

电弧电压  $V$  与电熔镁炉内电热转换电路中各部分电阻的大小有关 [8-10]. 图 4 所示为炉内电热转换电路的示意图 [3], 其中  $R_{m.A}$  为电弧电阻 ( $\Omega$ ),  $R_{m.B}$  为熔池电阻 ( $\Omega$ ),  $R_n$  为两电极间的料层电阻 ( $\Omega$ ). 炉子为三相供电, 为简化问题, 设三相功率平衡.

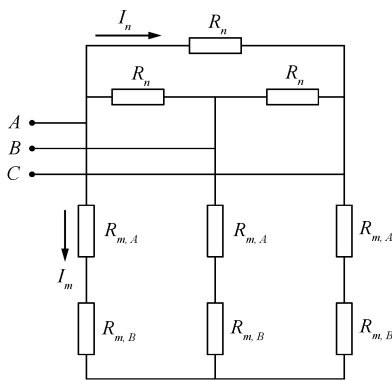


图 4 炉内电热转换电路

Fig. 4 Electric heating conversion circuit for fused magnesium furnace

对于电熔镁炉, 料层电阻可视为无穷大, 即角

接电路可看作开路. 电弧电阻  $R_{m.A}$  是矿热炉计算的重要参数, 由于影响因素很多, 尚无可靠的定量关系式, 只能用实验得到的关系式  $R_{m.A} = f_{m.A}(\rho_{m.A})/\pi d$  表示, 其中  $f_{m.A}(\rho_{m.A})$  是描述电弧电阻率  $\rho_{m.A}$  在整个熔炼过程中变化规律的非线性函数,  $d$  为电极直径. 上式不是理论推导式, 只适用于埋弧. 该式虽无严格理论证明, 但是量纲的因次关系正确.

熔池电阻  $R_{m.B}$  为电极末端与底层间的电阻, 可由欧姆定律的微分形式导出, 具体推导如下 [3]:

$$\begin{aligned} \therefore dU_{m.B} &= -E_{m.B} dr = \frac{f_{m.B}(\rho_{m.B})I}{2\pi r^2} dr \\ \int_{U_0}^{U_{m.B}} dU_{m.B} &= -\frac{f_{m.B}(\rho_{m.B})I}{2\pi} \int_{r_0}^l \frac{dr}{r^2} \\ U_{m.B} - U_0 &= \frac{f_{m.B}(\rho_{m.B})I}{2\pi} \left( \frac{1}{r_0} - \frac{1}{l} \right) \\ \therefore R_{m.B} &= \frac{f_{m.B}(\rho_{m.B})}{\pi d} \left( 1 - \frac{r_0}{l} \right) \quad (6) \end{aligned}$$

其中,  $E_{m.B}$  表示与电极中心线距离为  $r$  处的电场强度 ( $V/m$ ),  $U_0$  表示电极侧表面电压 ( $V$ ). 由上式可知,  $R_{m.B}$  与描述熔池电阻率  $\rho_{m.B}$  化规律的非线性函数  $f_{m.B}(\rho_{m.B})$  成正比, 与电极直径  $d$  (0.25 m) 成反比, 与  $(1 - r_0/l)$  成正比. 其中,  $r_0$  为电极半径 (0.125 m),  $l$  为熔体层深度 (m). 熔炼过程稳定进行时, 根据经验  $l$  约为 1.5 m.

结合图 4 和式 (6) 可得电弧电压  $V$ .

$$\begin{aligned} V &= \frac{100R_{m.A}}{\sqrt{3}(R_{m.A} + R_{m.B})} = \\ &= \frac{100f_{m.A}(\rho_{m.A})}{\sqrt{3}(f_{m.A}(\rho_{m.A}) + f_{m.B}(\rho_{m.B})(1 - \frac{r_0}{l}))} = \\ &= \frac{100f_{m.A}(\rho_{m.A})}{\sqrt{3}(f_{m.A}(\rho_{m.A}) + 0.92f_{m.B}(\rho_{m.B}))} \quad (7) \end{aligned}$$

结合式 (2) ~ (7) 可得一个熔炼批次内的产品产量  $m$  的模型, 如式 (8) 所示.

## 2.2 产品单吨能耗模型

炼炼过程消耗的电能  $E$  可表示为  $E = \sqrt{3}UI \cos \varphi T$ , 其中  $U$  表示熔炼电压, 根据工艺要求, 熔炼电压为一固定值, 通常为 100 V;  $\cos \varphi$  表示供电系统的功率因数. 产品单吨能耗可表示为式 (9)

所示形式:

$$m = \varepsilon \frac{f_{\alpha}(\alpha)(I^2/G - k_1 G^{-\beta} L)T}{9.4 \times 10^6} + (1 - \varepsilon) \frac{T f_{D_a}(D_a)}{\Delta t_a \zeta} + \varepsilon \frac{f_{\alpha}(\alpha) \left\{ \frac{(AI+BC)^2}{VI} - k_1 \left[ \frac{VI}{(A+BC/I)^2} \right]^{-\beta} \frac{C}{I} \right\} T}{9.4 \times 10^6} + (1 - \varepsilon) \frac{T f_{D_a}(D_a)}{\Delta t_a \zeta} \quad (8)$$

$$J = \frac{E}{m} = \frac{\sqrt{3}UI \cos \varphi T}{m} \quad (9)$$

当模型被用于单吨能耗在线预报时, 式 (9) 中电能  $E$  的表达式可改写为

$$E = W_i(t) + \sqrt{3}U \cos \varphi I(t)(T - T_s) \quad (10)$$

其中,  $W_i(t)$  表示当前时刻已经消耗的电能, 为实测值;  $I(t)$  表示当前时刻之前的电流平均值;  $T_s$  表示熔炼过程已进行的时间. 熔炼过程中电流值会在一定范围内波动, 若仅根据当前时刻的电流值对单吨能耗进行预报会导致相邻两个预报周期内的预报值大幅波动. 因此, 为保证预报值的平滑性, 用于计算总能耗和产量的电流值  $I(t)$  选取之前时刻的电流平均值. 用于预报的总能耗为当前时刻之前的实际能耗测量值  $W_i(t)$  与剩余熔炼时间内的能耗估计量  $\sqrt{3}U \cos \varphi I(t)(T - T_s)$  之和, 这样随着熔炼过程的进行, 总能耗  $E$  将越来越趋近于真实值. 将式 (8) 和 (10) 代入式 (9), 整理可得如式 (11) 所示的产品单吨能耗模型 (kWh/t).

### 2.3 单吨能耗模型的特性分析

电熔镁砂熔炼过程中炉内反应剧烈且边界条件

波动, 影响产品产量的某些参数在实际熔炼过程中不可避免地会产生波动: 受环境温度、熔炼电流、炉内皮砂厚度、料层厚度等因素的影响, 每一批次的熔炼过程中热能散失量并不相同, 这就导致综合热效率  $\alpha$  会在一定范围内波动; 由于原料的添加目前还采用人工手动添加的方式, 虽然生产企业对单个加料时间间隔内加入的原料量  $D_a$  做出了要求, 但是受主观因素的影响, 工人无法保证每次加入的原料量恒定不变; 电弧产生于电极下端与熔池上表面之间, 熔池呈沸腾状态, 导致电弧长度随机变化, 电弧电阻率  $\rho_{m.A}$  也会随之波动; 原料主要是被电弧放出的热量所熔化, 但同时也存在部分未完全熔化的原料落入熔池后再被熔化. 这种现象导致了熔池电阻率  $\rho_{m.B}$  会产生小范围波动. 受电熔镁炉熔炼工艺的限制, 参数  $\alpha$ ,  $D_a$ ,  $\rho_{m.A}$  和  $\rho_{m.B}$  均不能在线测量, 且波动具有很强的随机性, 因此描述上述参数变化特性的非线性函数  $f_{\alpha}(\alpha)$ ,  $f_{D_a}(D_a)$ ,  $f_{m.A}(\rho_{m.A})$  和  $f_{m.B}(\rho_{m.B})$  无法用精确的数学式表达, 单吨能耗模型 (11) 不能直接应用于实际的单吨能耗预报过程.

## 3 单吨能耗混合预报模型

### 3.1 基于机理分析的单吨能耗预报主模型

式 (11) 所示的单吨能耗模型中存在无法用精确数学式描述的参数, 为了使其能够应用于实际的单吨能耗预报, 预报模型建模过程需要利用固定的近似值来代替上述不确定的时变参数. 本文将单吨能耗模型中的时变参数  $f_{\alpha}(\alpha)$ ,  $f_{D_a}(D_a)$ ,  $f_{m.A}(\rho_{m.A})$  和  $f_{m.B}(\rho_{m.B})$  利用通过过程数据和经验选取的固定值  $\alpha$ ,  $D_a$ ,  $\rho_{m.A}$  和  $\rho_{m.B}$  代替, 得到了如式 (12) 所示的基于机理分析的单吨能耗预报主模型.

$$J = \frac{W_i(t) + \sqrt{3}U \cos \varphi I(t)(T - T_s)}{\varepsilon \frac{f_{\alpha}(\alpha) \left\{ \frac{(AI+BC)^2}{VI} - k_1 \left[ \frac{VI}{(A+BC/I)^2} \right]^{-\beta} \frac{C}{I} \right\} T}{9.4 \times 10^6} + (1 - \varepsilon) \frac{T f_{D_a}(D_a)}{\Delta t_a \zeta}} \quad (11)$$

$$J_{\text{main}} = \frac{W_i(t) + \sqrt{3}U \cos \varphi I(t)(T - T_s)}{\varepsilon \frac{\alpha \left\{ \frac{(AI+BC)^2}{VI} - k_1 \left[ \frac{VI}{(A+\frac{BC}{I})^2} \right]^{-\beta} \frac{C}{I} \right\} T}{9.4 \times 10^6} + (1 - \varepsilon) \frac{T D_a}{\Delta t_a \zeta}} \quad (12)$$

$$\text{其中 } V = \frac{100\rho_{m.A}}{\sqrt{3}(\rho_{m.A} + 0.92\rho_{m.B})}, \quad \varepsilon = \begin{cases} 1, & m_{\Delta t_a} < \frac{D_a}{\zeta} \\ 0, & m_{\Delta t_a} \geq \frac{D_a}{\zeta} \end{cases}$$

### 3.2 神经网络误差补偿模型

单吨能耗预报主模型利用固定参数代替产品单吨能耗真实模型 (11) 中的时变参数, 这导致预报主模型与真实模型之间必然存在如式 (13) 所示的建模误差:

$$\Delta J = J - J_{\text{main}} \quad (13)$$

为了消除  $\Delta J$  对预报准确性的影响, 本文采用过程数据建立误差补偿模型. 在基于数据的建模方法中, 神经网络具有通过学习逼近任意非线性映射的能力, 在非线性系统建模方面取得了较好的应用效果, 因此本文采用神经网络技术对单吨能耗预报主模型的非线性建模误差部分进行补偿.

目前, 非线性系统辨识领域广泛应用的是前馈 BP 神经网络, 虽然从理论上讲, 三层以上的 BP 网络能够逼近任何非线性函数, 但从其本质上讲, BP 网络所能实现的只是一一对应的静态非线性映射关系, 不适合动态系统的实时预报. 本文的神经网络误差补偿模型选用 ELMAN 神经网络<sup>[11-13]</sup>, ELMAN 神经网络区别于 BP 网络的特点在于其承接层结点的存在. ELMAN 神经网络能够通过隐含层内部的自反馈, 把系统的动态直接包含于网络结构中, 无需了解系统的阶数, 就能学习非线性动态系统, 适合于动态系统的实时预报. ELMAN 神经网络一般分为输入层、隐含层、承接层和输出层. 其中输入层、隐含层和输出层的连接类似于 BP 网络, 承接层用来记忆隐含层单元前一时刻的输出值, 可以认为是一个一步延时算子, 其非线性状态空间表达式为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= f(\mathbf{w}^1 \mathbf{x}_c(k) + \mathbf{w}^2 \mathbf{u}(k-1)) \\ \mathbf{x}_c(k) &= \gamma_1 \mathbf{x}_c(k-1) + \mathbf{x}(k-1) \\ \mathbf{y}(k) &= g(\mathbf{w}^3 \mathbf{x}(k)) \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{y}, \mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{x}_c$  分别为  $m$  维输出结点向量、 $n$  维隐含层结点向量、 $r$  维输入向量和  $n$  维反馈状态向量;  $\mathbf{w}^1, \mathbf{w}^2, \mathbf{w}^3$  分别为承接层到隐含层、输入层到隐含层、隐含层到输出层的连接权重;  $\gamma$  为自连接反馈增益因子;  $g(\cdot)$  为输出神经元的传递函数, 是隐含层输出的线性组合;  $f(\cdot)$  为隐含层神经元的传递函数. 由式 (14) 可以看出, ELMAN 神经网络考虑了隐含层节点的反馈, 但没有考虑输出层节点的反馈. 由于熔炼过程中电能的消耗为一个累加量, 在利用单吨能耗的预报值来调整熔炼电流、指导实际生产时, 之前时刻神经网络的输出  $\mathbf{y}(k)$  直接影响式 (12) 中  $W_i(t)$  的取值. 因此本文根据电熔镁炉耗能特点, 在文献 [14-15] 的基础上, 对标准的 ELMAN 神经网络进行了改进. 改进的 ELMAN 神经网络考虑了输出层节点的反馈, 具有输出层 - 隐含层 - 输入层反馈

机制, 其结构如图 5 所示.

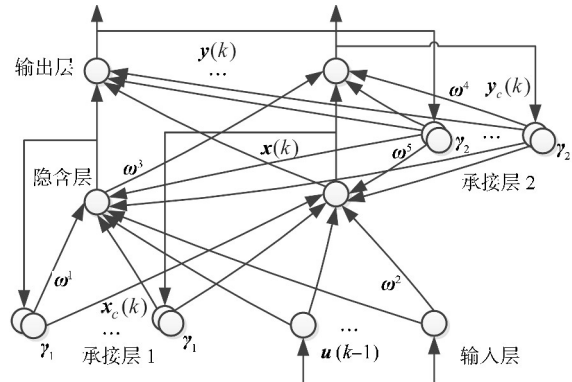


图 5 改进 ELMAN 神经网络结构

Fig. 5 Diagram of improved ELMAN neural network

改进的 ELMAN 神经网络的非线性状态空间表达式为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= f(\mathbf{w}^1 \mathbf{x}_c(k) + \mathbf{w}^2 \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{w}^4 \mathbf{y}_c(k)) \\ \mathbf{x}_c(k) &= \gamma_1 \mathbf{x}_c(k-1) + \mathbf{x}(k-1) \\ \mathbf{y}_c(k) &= \gamma_2 \mathbf{y}_c(k-1) + \mathbf{y}(k-1) \\ \mathbf{y}(k) &= g(\mathbf{w}^3 \mathbf{x}(k) + \mathbf{w}^5 \mathbf{y}_c(k)) \end{aligned} \quad (15)$$

式中,  $\mathbf{w}^1, \mathbf{w}^2, \mathbf{w}^3, \mathbf{w}^4, \mathbf{w}^5$  分别为承接层 1 到隐含层、输入层到隐含层、隐含层到输出层、承接层 2 到输出层、承接层 2 到隐含层的连接权重;  $\gamma_1$  为承接层 1 的自连接反馈增益因子;  $\gamma_2$  为承接层 2 的自连接反馈增益因子. 改进的 ELMAN 神经网络的误差函数如式 (16) 所示:

$$e = \frac{1}{2} (\mathbf{y}_d(k) - \mathbf{y}(k))^T (\mathbf{y}_d(k) - \mathbf{y}(k)) \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{y}_d(k)$  为目标值. 改进的 ELMAN 神经网络的学习算法采用梯度下降法, 各连接权重的修正公式归纳如下:

$$\begin{aligned} \Delta w_{jl}^1 &= \eta \sum_{i=1}^m (\delta_i^0 w_{ij}^3) \frac{\partial x_j(k)}{\partial w_{jl}^1} \delta_i^0 x_j(k), \quad j, l = 1, \dots, n \\ \Delta w_{jq}^2 &= \eta \delta_j^h u_q(k-1), \quad j = 1, \dots, n; q = 1, \dots, r \\ \Delta w_{ij}^3 &= \eta \delta_i^0 x_j(k), \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \\ \Delta w_{jl}^4 &= \eta \sum_{i=1}^m (\delta_i^0 w_{ij}^3) \frac{\partial x_j(k)}{\partial w_{jl}^4} \\ \Delta w_{ij}^5 &= \eta \delta_i^0 y_{cj}(k) \\ \delta_i^0 &= (y_{di}(k) - y(k)) g'(\cdot) \\ \delta_i^h &= \sum_{i=1}^m (\delta_i^0 w_{ij}^3) f'(\cdot) \end{aligned} \quad (17)$$

由式 (15) 可以看出, 由于引进了输出层节点的



反馈, 通过权重  $w^5$  使得网络的输出  $y(k)$  中直接包含了前一时刻网络输出的信息, 提高了神经网络的学习能力.

本文所建立的神经网络误差补偿模型输入层节点为 4, 输入量为之前时刻的电流平均值  $I(t)$ 、加料时间间隔  $\Delta t_a$  和生产边界条件 (原料质量、原料粒度), 输出层节点为 1, 输出量为单吨能耗预报主模型的建模误差  $\Delta J$ . 在隐含层节点数的选择过程中需要考虑的一个问题是隐含层节点数对网络泛化性和过拟合现象的影响, 这是神经网络误差补偿模型能够应用于实际单吨能耗预报的关键问题. 隐含层节点数过小会导致网络训练困难、鲁棒性差、抗噪声能力不强, 网络难以达到误差目标; 隐含层节点数过大又会容易产生过拟合现象, 使网络的泛化能力下降. 为了兼顾网络的鲁棒性和泛化性等, 本文在隐含层节点数的选取上采用了一种隐含层节点数自动生成的方法<sup>[6]</sup>. 该方法的设计思想是先设计一个仅含有一个隐含层节点的神经网络, 在训练过程中根据误差目标及其下降的速率来确定是否增加一个隐含层节点, 直到网络的训练达到误差目标. 具体步骤如下:

- 1) 设定误差目标  $\bar{e}$ ;
- 2) 初始化网络结构, 隐含层节点数设为  $n = 1$ , 初始化网络权重, 计算误差函数  $e$ ;
- 3) 利用训练数据对网络进行训练;
- 4) 计算误差函数  $e$ , 同时利用验证数据进行验证误差  $e'$  计算, 如果  $e < \bar{e}$  则转到步骤 7), 否则继续下一步骤;
- 5) 如果验证误差  $e'$  未由减小转为增大, 则到步骤 3); 如果验证误差  $e'$  由减小转为增大且比增加节点前更大, 则到步骤 7), 否则继续下一步骤;
- 6) 生成新的隐节点数  $n + 1$ , 并为其设置权值, 转到步骤 3);
- 7) 网络学习结束, 返回结果.

隐含层节点数自动生成的方法能够获得一个最优的网络结构, 但其缺点是迭代次数较多, 占用计算资源较大. 为解决这一问题, 上述步骤 2) 中隐含层节点数的初始值可以根据实际情况选择一个稍大的数, 这样可以减少网络的迭代次数, 加快学习速度.

#### 4 实验研究

将本文建立的产品单吨能耗混合预报模型应用于电熔镁砂实际熔炼过程, 建模过程共选择 250 组实际数据, 其中 50 组数据用于预报主模型相关参数的选取, 150 组数据用于神经网络误差补偿模型的训练, 50 组数据用于神经网络模型的验证. 混合预报模型中相关参数的确定方法如下:

预报主模型中, 综合热效率  $\alpha$  的取值通过以往若干炉次的过程数据计算获得. 具体方法为首先计算之前炉次生产过程中用于熔化原料所消耗的实际热能, 即该炉次实际产量与理论热能单耗  $B_t$  的乘积. 再计算熔化原料所消耗的实际热能与该炉次实际消耗电能的比值即可获得该炉次的综合热效率. 本文选择 50 个炉次的的数据, 计算每一炉次的综合热效率, 将计算结果的平均值  $\alpha = 0.65$  作为预报主模型中  $\alpha$  的取值; 单个加料时间间隔内加入的原料量  $D_a$  根据实际的生产现状取值为 220 kg; 原料投入产出比  $\zeta$  根据以往 50 组实际生产数据统计获得, 其取值为  $\zeta = 1.63$ ; 电弧电阻率  $\rho_{m.A}$  和熔池电阻率  $\rho_{m.B}$  根据文献 [3], 分别取值为  $0.005 \Omega\text{m}$  和  $1 \times 10^{-6} \Omega\text{m}$ ; 电弧阴极和阳极区电压降  $A$  的取值由电极材料决定, 石墨电极的实验值为  $30 \sim 35 \text{V}$ <sup>[3, 17]</sup>, 通过实验测试, 最终本文中  $A$  的取值为  $34 \text{V}$ ; 弧柱电压梯度  $B$  在  $1 \sim 10 \text{kA}$  的低电流范围内为  $1000 \text{V/m}$ , 在  $40 \sim 80 \text{kA}$  大电流范围内为  $900 \sim 1200 \text{V/m}$ <sup>[3]</sup>, 电熔镁砂熔炼过程中电流值通常在  $8 \sim 15 \text{kA}$ , 因此本文中  $B$  的取值为  $1000 \text{V/m}$ ; 弧长系数  $C$  可以通过测量获得, 具体方法为: 以熔炼电流为  $10 \text{kA}$  时为基准, 手动下落电极同时观察电流值. 当电流值发生大的突变时可以认为电极与熔池接触, 电弧熄灭. 记录电极的下降距离即为  $10 \text{kA}$  时的电弧长度, 测量实验的结果如表 1 所示.

表 1 电弧长度测量值  
Table 1 The measured effect of arc length

实验次数	1	2	3	4	平均值
A 相 (m)	0.043	0.030	0.034	0.029	0.034
B 相 (m)	0.035	0.028	0.039	0.036	0.0345
C 相 (m)	0.037	0.048	0.032	0.034	0.03775

通过表 1 的测量结果可知  $10 \text{kA}$  时的电弧长度约为  $35 \text{mm}$ , 则电弧系数  $C$  的取值为 350.

神经网络误差补偿模型中, 隐含层神经元的传递函数选用双曲正切 S 型 (Sigmoid) 传递函数 Tan-sig, 输出层神经元的传递函数采用线性传递函数 (purelin), 训练目标为 0.01. 初始权重为绝对值小的数, 本文选择  $[-1, 1]$  之间的随机数. 网络输入样本采用式 (18) 进行数据归一化处理.

$$Y = \frac{C' - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} \quad (18)$$

其中,  $C'$  为未经处理的神经网络输入值;  $Y$  为经过平滑处理后的神经网络输入值;  $C_{\max}$ ,  $C_{\min}$  为神经网络输入值的最大、最小值. 在实际应用中,  $C_{\max}$  取实际最大输入值的 1.25 倍,  $C_{\min}$  取实际最小输入值的 0.75 倍.

利用单吨能耗预报主模型可以获得如图 6 所示

的产品单吨能耗的近似值以及与电流值和加料时间间隔三者之间的关系。

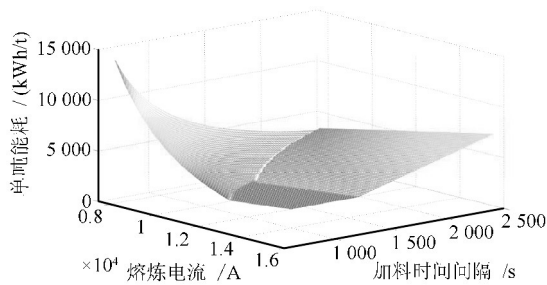


图 6 单吨能耗预报主模型预报效果

Fig. 6 The effect of main prediction model

熔炼过程中, 实际的产品单吨能耗值多集中在 2600~3600 kWh/t 范围内. 通过图 6 直观显示, 本文建立的单吨能耗预报主模型输出范围下限在 2500 kWh/t 左右, 与实际情况基本吻合. 上限最大可超过 14000 kWh/t, 这显然与实际情况存在偏差, 但这种偏差并不影响预报主模型在实际熔炼过程中的应用. 分析图 6 所示结果可知, 主模型输出大于 3600 kWh/t 的部分主要集中在两个区间: 熔炼电流小 (8~9 kA) 同时加料时间间隔小 (600~900 s); 熔炼电流大 (13~15 kA) 同时加料时间间隔大 (1800~2400 s). 实际熔炼过程中, 熔炼电流值的工作范围通常在 8~15 kA 之间, 加料时间间隔通常在 600~2400 s 之间, 通过前述分析可知熔炼电流小时原料熔化速度慢, 此时若频繁加料必然导致未熔化的原料在炉内堆积过多, 影响正常熔炼; 熔炼电流大时原料熔化速度快, 此时若加料时间间隔过大会导致炉内缺少待熔化的原料, 造成空烧现象. 因此, 熔炼电流和加料时间间隔同时较大或者较小在实际生产过程中是不允许的, 需要避免. 所以主模型输出在熔炼过程允许的工作区间内能够与实际情况基本吻合, 可以用于实际单吨能耗的预报.

本文用来补偿主模型建模误差的 ELMAN 神经网络实现流程图如图 7 所示.

为了对比不同类型神经网络对主模型建模误差的补偿效果, 本文利用从实际工业现场获得的 150 组数据分别对 BP 神经网络、ELMAN 神经网络和改进 ELMAN 神经网络进行训练, 另用 50 组数据进行验证. 样本数据中电流值采用相应熔炼过程电流响应曲线的平均值, 主模型建模误差为利用电流响应曲线的平均值计算获得的主模型单吨能耗预报值与该熔炼过程实际单吨能耗值之间的偏差. 各类型神经网络的隐含层节点数生成结果如表 2 所示 (隐含层节点数初始值为 4).

三种网络的预报结果如图 8 所示, 预报结果的

相对误差分别为 7.7%、5.1% 和 3.3%, 其中相对误差为预报结果的绝对误差平均值与输出宽度的比值. 可以看出改进 ELMAN 神经网络的预报相对误差最小.

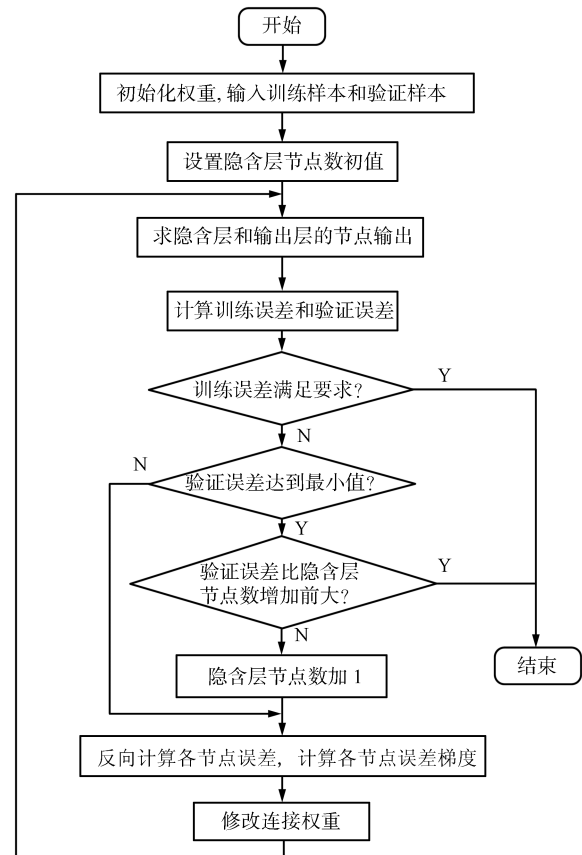


图 7 隐含层节点数自动生成的神经网络实现步骤流程图

Fig. 7 Realization of neural network with automatic generation the number of hidden layer nodes

表 2 隐含层节点数生成结果

Table 2 The automatic generation effect of hidden layer nodes number

网络类型	迭代次数	隐含层节点数
BP	5 725	9
ELMAN	4 676	10
改进的 ELMAN	4 818	10

熔炼过程中除了包含正常熔炼工况外还包含加料、排气等特殊工况<sup>[18]</sup>. 为了验证不同工况下神经网络的误差补偿效果, 本文选择某实际熔炼过程的数据进行了不同工况下神经网络预报效果的实验验证. 将该熔炼过程实际数据  $I(t)$ 、 $\Delta t_a$  和生产边界条件按照相应工况分成正常工况、加料工况和排气工况三类, 从每类数据中随机抽取 50 组数据用于神经网络验证, 神经网络类型采用改进的 ELMAN 神



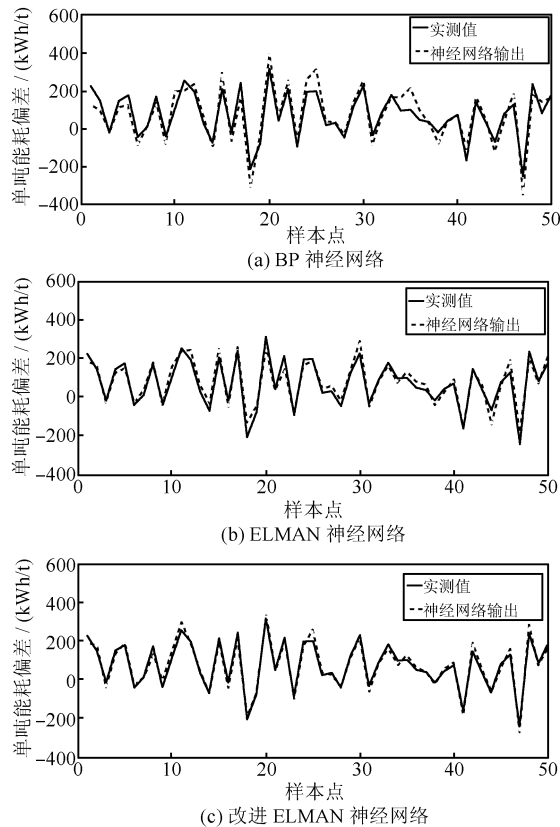


图8 基于神经网络的建模误差补偿效果

Fig. 8 Modeling error compensation effect based on neural network

神经网络,结果如图9所示.三种工况下建模误差补偿结果的均方根误差(RMSE)分别为7.8、8.2和6.0,均可以满足实际应用的要求.

利用本文建立的单吨能耗混合预报模型对某电熔镁砂实际熔炼过程30个炉次的单吨能耗值进行预报,并与这30个炉次的实际单吨能耗数据进行对比,结果如图10所示.可以看出,单吨能耗的最大预报误差小于3%,预报精度能够满足要求.

## 5 结论

建立产品单吨能耗预报模型用于预测电熔镁砂熔炼过程中的单位产量电能消耗是节能降耗的关键.产品单吨能耗受电流值、加料方式等因素的影响,其模型的关键参数随生产工况的变化而变化,且难以用精确的数学模型描述.本文将机理分析和数据建模方法相结合,建立了单吨能耗混合预报模型,该模型由基于机理分析的主模型和神经网络建模误差补偿模型组成.通过某电熔镁砂熔炼过程的实验研究表明,所建立的单吨能耗混合预报模型建模精度能够满足实际生产要求.本文提出的建模方法对解决复杂工业过程的建模问题具有参考意义.

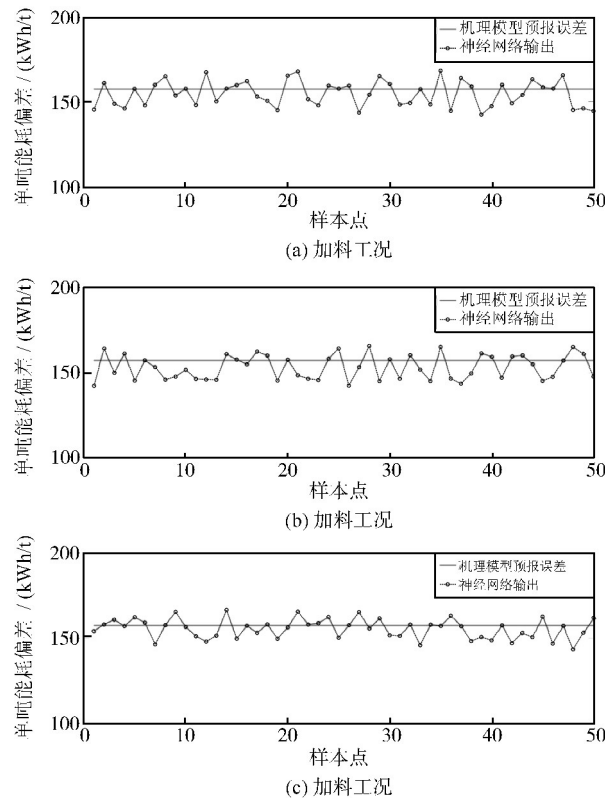


图9 不同工况下神经网络的建模误差补偿效果

Fig. 9 Modeling error compensation effect with different conditions

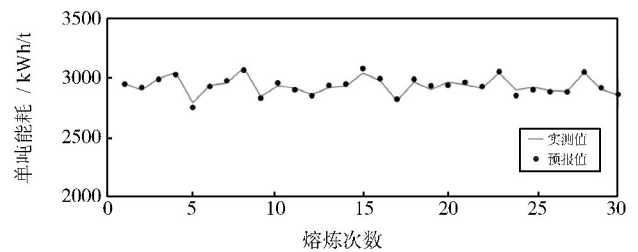


图10 单吨能耗预报值与实测值对比

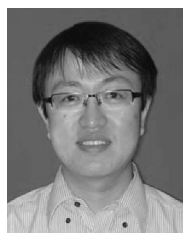
Fig. 10 The contrast of predicted values and observed values

## References

- Zhang X, Xue D F, Xu D L, Feng X Q, Wang J Y. Growth of large MgO single crystals by an arc-fusion method. *Journal of Crystal Growth*, 2005, **280**(1-2): 234-238
- Zhang X, Xue D F, Wang J Y, Feng X Q. Improved growth technology of large MgO single crystals. *Journal of Crystal Growth*, 2006, **292**(2): 505-509
- Guo Mao-Xian. *Industry Furnace*. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2002 (郭茂先. 工业电炉. 北京: 冶金工业出版社, 2002)
- Tong Yong-Juan, Zhang Wei-Jun, Li Peng, Wang Shuai, Zhao Wen-Jing, Yu Hong-Chao. Thermal process analysis and energy conservation of fused magnesia production. *Energy for Metallurgical Industry*, 2011, **30**(3): 28-30

- (全永娟, 张卫军, 李鹏, 王帅, 赵文婧, 于宏超. 电熔镁砂生产的热工过程分析与节能. *冶金能源*, 2011, **30**(3): 28–30)
- 5 Qi Guo-Chao, Zhang Wei-Jun, Tong Yong-Juan, Li Jun, Cui Jun-Feng. Geometry size optimizing of fused magnesia arc furnace. *Energy for Metallurgical Industry*, 2010, **29**(4): 34–36, 47  
(齐国超, 张卫军, 全永娟, 李军, 崔俊峰. 电熔镁电弧炉炉体优化设计. *冶金能源*, 2010, **29**(4): 34–36, 47)
  - 6 Wang Yan, Mao Zhi-Zhong, Li Yan, Tian Hui-Xin, Shi Ai-Ping. Study on modeling and coupling simulation of power supply system for AC electric arc furnace. *Journal of System Simulation*, 2010, **22**(4): 841–844  
(王琰, 毛志忠, 李妍, 田慧欣, 石爱平. 交流电弧炉供电系统建模及耦合关系仿真研究. *系统仿真学报*, 2010, **22**(4): 841–844)
  - 7 Wang Y, Mao Z Z, Li Y, Tian H X, Feng L F. Modeling and parameter identification of an electric arc for the arc furnace. In: *Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics*. Qingdao, China: IEEE, 2008. 740–743
  - 8 Zheng T X, Makram E B. An adaptive arc furnace model. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2000, **15**(3): 931–939
  - 9 Makram E B, Zheng T, Girgis A A. Effect of different arc furnace models on voltage distortion. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Harmonics and Quality of Power*. Athens: IEEE, 1998, **2**: 1079–1085
  - 10 Tseng K J, Wang Y M, Vilathgamuwa D M. An experimentally verified hybrid Cassie-Mayr electric arc model for power electronics simulations. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 1997, **12**(3): 429–436
  - 11 Song Q. On the weight convergence of Elman networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2010, **21**(3): 463–480
  - 12 Liou C Y, Huang J C, Yang W C. Modeling word perception using the Elman network. *Neurocomputing*, 2008, **71**(16–18): 3150–3157
  - 13 Guo C Y, Song Q, Cai W J. A neural network assisted cascade control system for air handling unit. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, **54**(1): 620–628
  - 14 Shi Xiao-Hu. Some Theoretical Studies of Elman Neural Networks and Evolutionary Algorithms and Their Applications [Ph. D. dissertation], Jilin University, China, 2006  
(时小虎. Elman 神经网络与进化算法的若干理论研究及应用 [博士学位论文], 吉林大学, 中国, 2006)
  - 15 Shi Xiao-Hu, Liang Yan-Chun, Xu Xu. An improved Elman model and recurrent back-propagation control neural networks. *Journal of Software*, 2003, **14**(6): 1110–1119  
(时小虎, 梁艳春, 徐旭. 改进的 Elman 模型与递归反传控制神经网络. *软件学报*, 2003, **14**(6): 1110–1119)
  - 16 Li Jian-Chuan, Qin Guo-Jun, Wen Xi-Sen, Hu Niao-Qing. Over-fitting in neural network learning algorithms and its solving strategies. *Journal of Vibration Measurement and Diagnosis*, 2002, **22**(4): 260–264  
(李俭船, 秦国军, 温熙森, 胡萋庆. 神经网络学习算法的过拟合问题及解决办法. *振动、测试与诊断*, 2002, **22**(4): 260–264)

- 17 Shi Fu, Wang Peng, Sun Zhen-Bin. *Control and Operating of Submerged Arc Furnace*. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2010  
(石富, 王鹏, 孙振斌. 矿热炉控制与操作. 北京: 冶金工业出版社, 2010)
- 18 Wu Z W, Chai T Y, Fu J, Sun J. Hybrid intelligent optimal control of fused magnesium furnaces. In: *Proceedings of the 49th IEEE Conference on Decision and Control*. Atlanta, GA: IEEE, 2010. 3313–3318



**吴志伟** 东北大学博士研究生. 2007 年于沈阳化工大学获得硕士学位. 主要研究方向为复杂工业过程的运行控制和工业嵌入式控制系统开发. 本文通信作者. E-mail: wuzhiwei\_2006@163.com  
(**WU Zhi-Wei** Ph. D. candidate at Northeastern University. He received his master degree from Shenyang University of Chemical Technology in 2007. His research interest covers operational control for complex industry and industrial embedded control system. Corresponding author of this paper.)



**柴天佑** 中国工程院院士, 东北大学教授. 1985 年于东北大学获得博士学位. 主要研究方向为自适应控制, 智能解耦控制, 流程工业综合自动化理论、方法与技术. E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn  
(**CHAI Tian-You** Academician of Chinese Academy of Engineering, professor at Northeastern University. He received his Ph. D. degree from Northeastern University in 1985. His research interest covers adaptive control, intelligent control, and integrated automation of industrial process.)



**吴永建** 东北大学博士研究生. 2004 年于沈阳化工大学获得硕士学位. 主要研究方向为复杂工业过程建模与智能优化控制. E-mail: wyj\_neu@163.com  
(**WU Yong-Jian** Ph. D. candidate at Northeastern University. He received his master degree from Shenyang University of Chemical Technology in 2004. His research interest covers modeling and control for complex industry.)