



板坯连铸结晶器异常预报方法研究

王旭东^{*1,2}, 姚曼^{1,2}, 张立³, 陈亚贤³

(1. 大连理工大学 材料科学与工程学院, 辽宁 大连 116024;
2. 大连理工大学 三束材料改性国家重点实验室, 辽宁 大连 116024;
3. 上海宝钢集团公司, 上海 201900)

摘要: 结晶器是钢水凝固成型的核心设备, 其内部的传热和摩擦直接决定铸坯的表面裂纹和漏钢等各类异常, 是实现高效连铸的关键因素. 基于功率法检测到的板坯结晶器摩擦力实测数据, 对摩擦力的异常预报方法进行了研究. 建立了以 BP 神经网络为基础的异常预报模型, 并开发出相应软件. 对应现场的异常记录, 离线预报结果表明: 软件能够对漏钢、水口断裂及液位波动等各类异常进行预报, 并具有一定的预报提前量, 证明了方法的可行性, 并显示出极大的应用潜力.

关键词: 连铸; 结晶器; 异常; 神经网络
中图分类号: TF777.1 **文献标志码:** A

0 引言

连铸是现代钢铁生产链的重要一环. 结晶器作为连铸机重要的部件之一, 其内部均匀稳定的传热及良好的润滑条件, 是保障连铸生产顺利进行、提高铸机作业率并获得优质铸坯的前提. 然而, 生产中发生的漏钢等各类异常, 严重地影响了连铸生产的正常秩序, 造成巨大的经济损失. 对结晶器铜板温度、摩擦力等重要参数进行在线检测, 是进一步了解结晶器/铸坯热、力学行为并对漏钢等异常进行预报的有效手段. 目前, 国内外通常通过测量结晶器铜板温度, 并结合人工智能等技术来对漏钢进行预报, 取得了较好的预报效果^[1]. 而对结晶器力学行为在线检测方面的研究则较少, 这主要是由于连铸生产环境恶劣, 在线检测难度大.

近年来, 连铸高温铸坯热送装以及直接轧制等技术的发展, 对铸坯质量的要求不断提高. 但高拉速下结晶器各类异常与铸坯质量问题也日益突显出来, 从而对连铸结晶器在线监控技术提出

了更高的要求. 国内近期引进铸机开始对结晶器摩擦力进行在线检测. 已有的研究表明, 结晶器摩擦力可以对漏钢等异常及铸坯质量缺陷做出反应^[2,3], 并在保护渣润滑效果评价和工艺参数优化等方面显示出应用潜力.

本文基于功率法检测到的板坯结晶器摩擦力实测数据^[4], 对其应用方法展开研究, 并详细介绍以神经网络为基础的异常预报模型, 给出对各类异常的离线预报结果.

1 网络模型的建立

1.1 BP 神经网络

神经网络是受到动物神经系统的启发, 利用大量简单处理单元互联而构成的复杂系统, 能够解决一些复杂模式识别与行为控制问题. 一个神经网络包含大量的简单处理单元, 这些单元之间通过激励连接和抑制连接形成一定的拓扑结构, 并相互影响. 所有神经元一起, 接受训练算法的控制, 建立起单元之间的连接权, 连接权值决定

了网络对任意单元的计算响应,所以连接权存储了网络的长时间记忆和知识。

在人工神经网络中,最具代表性和应用最广泛的是 BP(back-propagation)神经网络(多层前馈式误差反传播神经网络),该模型是一种有监督学习模型,具有大规模并行模拟处理,自组织、自适应和容错能力,是一种很强的非线性信息处理工具。相关研究已经证明,利用三层 BP 网络可逼近任意的连续函数。本文即采用了三层的 BP 网络。

1.2 网络结构的确定

针对现有的数据特征,并考虑到训练速度及实用性,将网络的结构定为 3 层,即 1 个输入层、1 个输出层和 1 个隐层。

前期工作通过对大量摩擦力数据的分析,发现在生产的稳定阶段,摩擦力变化趋势相对稳定,且其均方根通常在 0.8 kN 以上;而在各类异常发生前,摩擦力的波动往往较大,均方根也呈现出较大的量值,通常在 0.8~4.0 kN 波动,利用均方根可很好地反映摩擦力的变化与波动情况。另外,生产中拉速与振频呈线性关系,当它们发生变化时对摩擦力的影响也较大。因此,选择摩擦力的均方根与振频作为网络的输入参数。利用当前时刻 t 之前 60~30 s 的均方根与振频预测当前时刻的均方根,屏蔽掉中间 30 s 的数据以检验网络的预测准确性,如图 1 所示。因现场每 2 s 采集一次数据,因此,网络的输入和输出分别为 30 和 1。

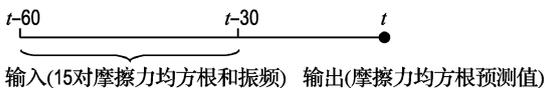


图 1 进行学习和预测的时间示意图

Fig. 1 Time schematic illustration for training and predicting

网络隐含层单元数目的选择非常重要,是决定网络预测准确性与泛化能力的关键之一。通常的做法是应用同一样本对具有不同隐单元数的网络进行训练,直至权值不再变化,网络稳定为止;然后依据测试误差最小,确定网络的隐含层单元数。本文在确定隐含层单元数目时,分别将其单元数设为 2~30 的不同数值,以观察网络收敛情况与速度。通过对大量数据的训练对比后发现,10 个单元的隐含层预测精度较好,训练速度也可满足要求。

2 网络训练结果与分析

网络训练时,为加快网络的收敛速度,输入的数据需一定处理,采用归一化的方法,将输入数据转化为 0~1 的值。隐含层采用 Sigmoid 激活函数。BP 网络的主要缺点是收敛速度慢、容易陷入局部极优。本文在网络学习过程中,使用带有动量相的自适应学习规则,以减小学习过程的振荡,改善其收敛性。

学习率 η 的选择也很重要。学习率过小,收敛速度慢;学习率选得太大,则有可能权值修正过大而导致震荡甚至发散。图 2 为不同学习率下,网络误差 e 的变化情况。从图中可以看出,当学习率为 0.8 时,网络收敛较快,仅迭代 10 次均方差即可降到较小的水平,但学习后期的震荡较大;学习率为 0.3 时,网络震荡较小,但收敛较慢;学习率为 0.6 时,其学习效果介于二者之间。基于上述情况,本文根据训练次数(E)及误差(e)的变化情况调整学习率。在网络训练的初始阶段将学习率设为较大的值,加快其训练初期网络的收敛速度;随着训练次数的增加,学习率逐渐降低为较小的值,以减缓网络产生的震荡现象。另外,还通过连续比较网络的训练误差来调整学习率。如误差呈下降趋势则适当增大学习率;反之,则减小学习率,使网络具有较好的收敛性能和稳定性。这种学习率的调整,有利于提高网络的学习速度,缩短学习时间,并增加算法的可靠性。

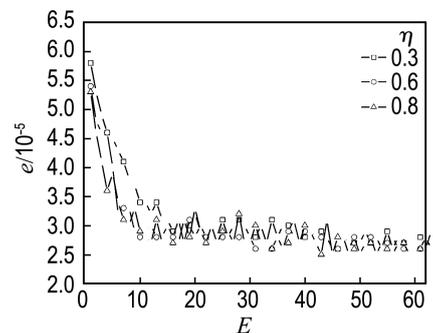


图 2 不同学习率时网络的训练情况

Fig. 2 The effect of learning rate on the training

利用建立好的网络,将实测数据代入网络进行学习。图 3 为训练过程中,网络的均方差随训练次数的变化情况。在经过 150 次训练后,均方差逐

渐降低并趋于稳定. 为验证网络的预测精度, 将未参与训练的数据样本代入网络进行测试. 图4是网络针对测试样本所得预测值 $F_{RMS,p}$ 与实际值 $F_{RMS,e}$ 的比较. 预测值与实测值比较接近, 预测结果总体情况较好. 但摩擦力均方根的预测精度明显可分为两个区域. 当均方根小于 0.8 kN 时, 网络的预测精度较高; 而在均方根大于 0.8 kN 时, 预测精度较低, 预测值与实测值的差值较大. 据实测数据的分析结果也发现在生产的稳定阶段, 均方根数值相对较小, 一般在 0.8 kN 以下; 当异常发生时, 均方根的量值较大, 在 0.8~4.0 kN 变化.

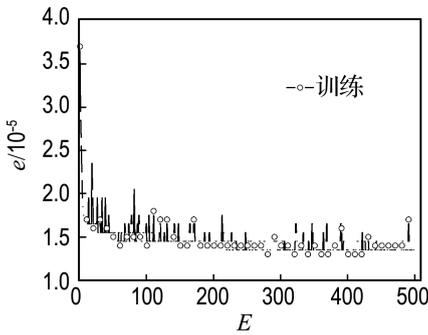


图3 网络均方差随训练次数的变化情况

Fig. 3 Curves of mean squared error vs. training epoch

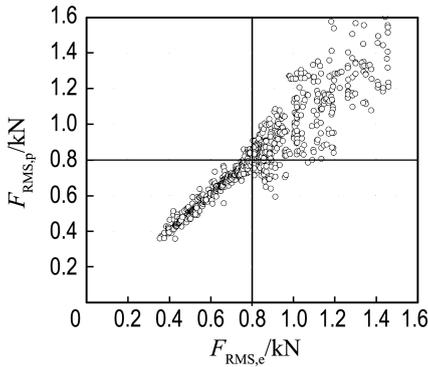


图4 摩擦力均方根预测值与实际值的比较

Fig. 4 Comparisons of predicted and experimental root mean square (RMS) of mould friction

网络针对水口断裂和测温系统黄牌报警前数据的预测结果如图5和图6所示. 图5中, 在拉速 (v_c) 稳定后, 预测值 ($F_{RMS,p}$) 与实际值 ($F_{RMS,e}$) 比较接近. 误差百分比 (e_p) 的平均值为 6.3%, 拉速变化时个别点的预测误差较大, 最大误差百分比为 24.3%. 在水口断裂之前, 摩擦力 F_m 持续上升, 均方根升至 1.4 kN. 网络预测的误差百分比

同样呈增加趋势, 连续数秒内的误差百分比在 20% 以上. 图6中, 摩擦力与均方根在大部分时间内都比较稳定, 变化平缓. 但在测温系统黄牌报警前 6 min, 摩擦力呈阶越式上升, 变化约 5 kN, 均方根预测差值百分比达到 67%, 临近测点处的预测误差也较大, 都在 20% 以上.

通过对大量数据的预测发现, 在生产的稳定阶段, 摩擦力及其均方根变化较小, 网络的预测结果也较好, 只有个别测点的误差较大, 总体平均误差在 10% 之内; 而在异常发生时, 网络的预测误差会连续维持在较高水平, 在 20% 之上. 因此, 在对异常进行预测时, 当工艺参数保持稳定且无工艺操作时, 如果预测误差连续超过 20% 时, 即认为可能有异常状况出现, 对其进行捕捉预报.

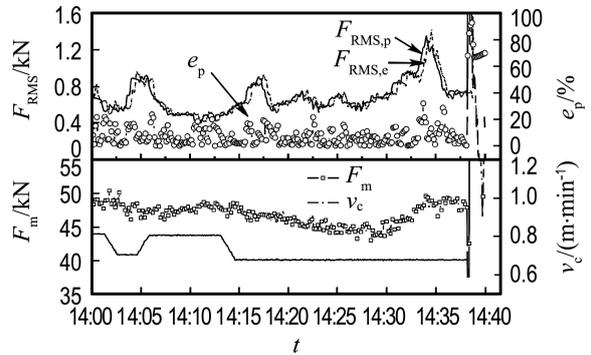


图5 水口断裂时网络的预测结果

Fig. 5 Prediction result when submerged entry nozzle broken

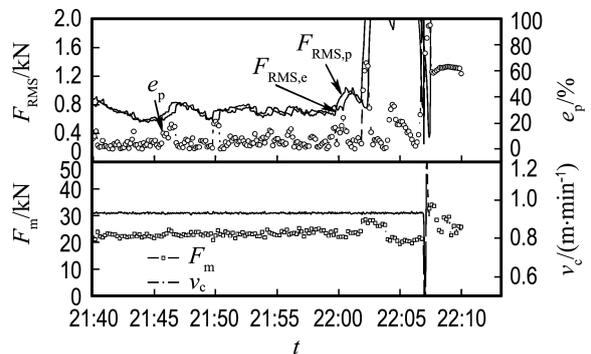


图6 测温系统黄牌报警前网络的预测结果

Fig. 6 Prediction result before yellow card given by temperature system

3 仿真预报结果

某些工艺操作或工艺参数变动时, 摩擦力有异于稳定状态下的检测值^[4]. 因此, 引入振频变

化、调宽、斜坡及脉冲等判据^[5]，以提高预报的准确性。基于以上工作，应用 Visual C++ 开发出基于人工神经网络的结晶器摩擦力异常预报软件。对应生产中的异常记录，利用软件对各类异常进行预报。针对不同的异常情况，预报结果见以下各图。图中的竖线表示在该时刻捕捉到异常。

图7为漏钢前软件的预报情况。漏钢前2 min，摩擦力呈阶越状上升趋势，均方根亦上升至1.2 kN左右。软件在7:55捕捉到异常，较漏钢提前90 s。

图8为纵裂漏钢前摩擦力的变化与波动情况。拉速稳定后，摩擦力处于缓慢下降状态。18:56摩擦力急剧上升，增加近3 kN，其均方根上升也很明显，于漏钢前4 min做出预报。

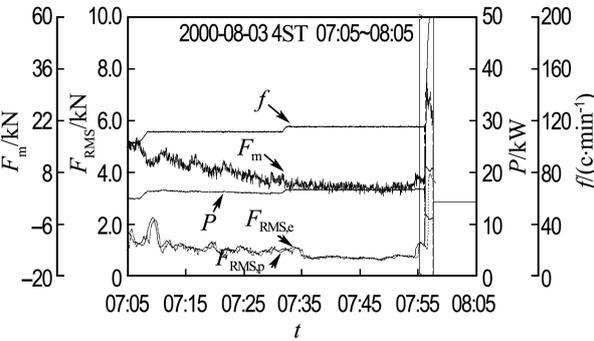


图7 漏钢前网络的预报结果

Fig. 7 Prediction result before breakout

图9示出水口断裂前摩擦力的变化情况。水口断裂之前，摩擦力呈轻微波动并逐渐上升趋势。从6:01摩擦力呈尖峰状上升，软件于6:02捕捉到异常，提前6 min做出预报。

利用软件进行预报时，还捕捉到其他的摩擦力异常变化状况。图10中，开浇后拉速逐渐稳定，摩擦力呈强烈的下降趋势并呈锯齿状波动，其均方根也维持在较高水平。软件在半小时内接连做出两次报警，但当日并未有相应的异常记录。追踪该快台的服役记录并对照摩擦力的波动情况，发现该快台的服役期间内，摩擦力一直呈现相同的波动情况，明显有异于其他快台工作时摩擦力的变化。初步推测是该快台的振动机构出现故障或与其安装状态有关。

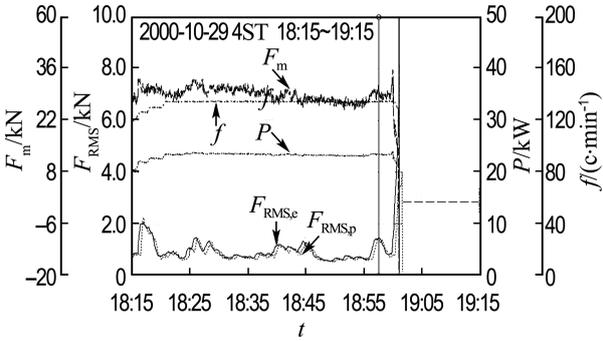


图8 纵裂漏钢前网络的预报结果

Fig. 8 Prediction result before longitudinal breakout

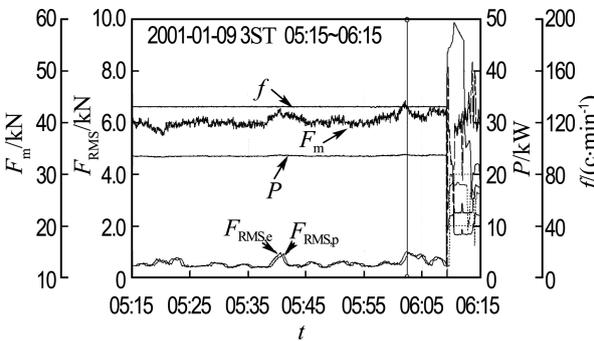


图9 水口断裂前网络的预报结果

Fig. 9 Prediction result before submerged entry nozzle broken

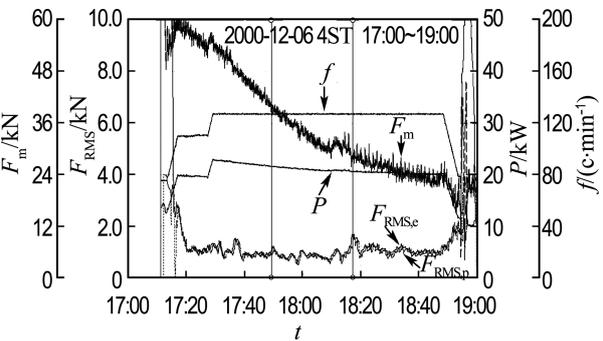


图10 不明原因的摩擦力及其均方根的波动情况

Fig. 10 Variation of mould friction and its root mean square for unknown reason

4 结论

本文基于功率法测得的结晶器摩擦力实测数据，对摩擦力的应用方法进行研究。将人工神经网络技术引入结晶器摩擦力异常预报，建立了以BP网络为基础的异常预报模型。通过对大量实测数据进行训练，确定了网络的结构以及相应的参数，

络技术引入结晶器摩擦力异常预报，建立了以BP网络为基础的异常预报模型。通过对大量实测数据进行训练，确定了网络的结构以及相应的参数，

并开发出相应软件.

对照现场的异常记录,利用软件进行离线仿真预报.结果表明:软件能够对漏钢、水口断裂、液位波动及其他异常做出预报,运行速度满足在线预报的要求,显示出极大的应用潜力.与测温系统相比,软件除漏钢外还可对其他异常进行预报,且具有一定的提前量.因此,如将温度和摩擦力联合用于结晶器异常检测,可望在减少误报、提高异常预报准确性方面发挥明显作用.

参考文献:

[1] 张炯明,张立,王新华,等.板坯连铸结晶器热流量分布的研究[J].金属学报,2003,39(12):1285-1290

[2] YAO M, FANG D C. On line measuring method for mould friction in continuous casting [J]. *Ironmaking and Steelmaking*, 1996, 23(6):19-23

[3] WATZINGER J, PESEK A, HUEBNER N, *et al.* Mold expert-operational experience and future development [J]. *Ironmaking and Steelmaking*, 2005, 32(3):208-212

[4] 张立,陈亚贤,姚曼,等.连铸结晶器拉坯阻力异常数据分析及应用方法研究[J].钢铁,2004,39(7):24-27

[5] 杨建华,王刚,刘文琦.基于拉坯阻力的板坯连铸结晶器漏钢预报[J].仪器仪表学报,2002,23(3):505-506

Research on method of prediction for mould abnormalities in slab continuous casting

WANG Xu-dong^{*1,2}, YAO Man^{1,2}, ZHANG Li³, CHEN Ya-xian³

(1. School of Materials Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. State Key Laboratory of Materials Modification, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

3. Shanghai Baosteel Group Co., Shanghai 201900, China)

Abstract: The mould is the core instrument for primary cooling and slab forming of liquid steel. The interior heat transfer and friction of mould are closely related to the surface defects and breakout, which is very important for effectively continuous casting. Based on the online measured data of mould friction by power-method in slab continuous casting, the method of prediction for abnormalities in continuous casting was studied. A model has been built using BP neural networks, and the software of prediction is also developed. According to the abnormal records of steel plant, the results of simulating prediction show that the software can predict breakout, submerged entry nozzle broken, acute mould level fluctuations and other abnormalities, and can predict earlier than temperature system before some abnormalities happen. The method shows that it is feasible to predict the abnormalities in slab continuous casting, and great potential in application of this method is demonstrated.

Key words: continuous casting; mould; abnormality; neural network