

杭州电子科技大学

硕士学位论文

转炉炼钢终点优化控制模型的研究

姓名：孔祥瑞

申请学位级别：硕士

专业：控制理论与控制工程

指导教师：杨成忠

20091201

摘 要

本论文课题选自浙江省重点科研攻关项目——“转炉炼钢专家系统”下面的一个子项目课题，针对江苏永钢集团二厂 2 座 50 吨转炉目前存在炼钢自动化程度不高，吹炼完全依靠人工经验，吹炼终点命中率不高的情况进行研究。通过对现场吹炼工艺、吹炼流程以及大量的生产数据的分析，在此基础上结合神经网络的应用技术，建立小型转炉的终点优化控制模型，来实现对吹炼操作的优化。

论文在大量阅读国内外文献的基础上，介绍了国内外转炉终点控制技术的现状和发展趋势，特别着重介绍了神经网络技术在转炉炼钢终点控制方面的成功应用。通过对江苏永钢集团转炉吹炼目前现有的状况和存在问题的研究与分析，建立了在针对一倒不成功的情况下的以熔池终温度和碳含量为研究内容的终点对象模型。该对象模型包括两部分：预报模型和控制模型。论文重点介绍了预报模型和控制模型的建模原理与过程。

论文对建模数据的来源进行了分析，然后对这些数据进行了预处理，在此基础上分别采用了三种方法建立了转炉炼钢终点温度和碳含量的预测模型：线性回归，RBF 神经网络，基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络。前两种方法都是传统的建模方法，不过在 RBF 预测模型建立的过程当中，本文尝试了使用最近邻聚类的方法选取径向基函数的中心，隐层中心可以随精度变化，从而避免了陷入局部极小值的危险。而第三种方法则利用混沌免疫粒子算法能够高速“飞行”和种群较多多样性的优点对常规的 BP 算法进行了改进。在进行后两种方法建模的过程当中，选取了江苏永钢集团转炉车间现场 60 炉的实际生产数据为样本，以影响后期吹炼终点碳和温度的 9 个影响因素为输入变量，分别建立了三层的 RBF 神经网络结构和三层的 BP 神经网络结构，对转炉炼钢的终点温度和碳含量进行预报。实验表明，基于三种算法分别建立的转炉终点温度和终点碳含量预报模型中，基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络转炉终点温度或者终点碳含量预报模型能够较快的收敛，预报精度也相对较高。所以本文最终选定它作为控制模型的预报模型基础。

在预报模型的基础上，论文采用了区域寻优的方法对传统的基于热平衡和氧平衡的控制模型进行了改进，建立了基于区域寻优的终点控制模型。实验表明，该方法克服了传统控制方法中基于热平衡和氧平衡控制不准确的特点，提高了终点的命中率。

论文的最后对本论文课题所做的工作进行了总结，指出了其中的不足之处，

同时展望了论文课题下一阶段所要做的工作。

关键词：转炉炼钢，终点控制，RBF 神经网络，BP 神经网络，混沌免疫粒子算法，区域寻优

Abstract

The task of this dissertation is a sub-topic task of converter steelmaking expert system, which is a key scientific research attack project of Zhejiang province. The main purpose of this dissertation is to research some questions existed in the Jiangsu yonglian steel and iron company such as low steelmaking automation, full personal experience in steelmaking control, low blowing end point hitting ratio. Based on analyzing blowing craft, blowing process and a number of field data, build a small scale converter optimization model together ANN.

The dissertation introduces the domestic and foreign present status and development tendency of converter steelmaking endpoint control technology, especially the successful application of neural network technology in the BOF endpoint control based on reading many domestic and foreign references. Simultaneously according to investigating and analyzing the existed condition and question in lianfeng steel and iron company, we establish a endpoint object model in the case of the first turing down is unsuccessful in order to research temperature and carbon of the endpoint. The object model has two parts: Prediction Model and Control Model. The dissertation emphatically elaborates the modeling principle and process of optimization of the prediction model and control model.

The dissertation analyse the source of the modeling data, and then these data were pre-treated. Three methods are used to establish the prediction model of temperature and carbon of the BOF endpoint in the dissertation: Linear Regression, RBF NN, and CIPSP-BP. The first two methods are the traditional method of modeling, but in the process of optimization of RBF NN the dissertation adopts nearest neighbor algorithm to select the centers of RBF NN, the centers of hidden layer are variable with the precision, the algorithm avoid the possible to enter local minimum point. The third method is to improve BP algorithm using the CIPSO algorithm, which has the advantage of high-speed flight and population diversity. The actual data of continuous 60 batches from a converter of the Jiangsu yonglian steel and iron company are chosen as example, 9 input variables that influence temperature and carbon of the endpoint in the converter are determined. And we establish three-layers RBF prediction neural networks and three-layers BP prediction neural

networks, and predict temperature and carbon of the endpoint in the converter. The simulation result shows that the prediction model based on the CIPSO-BP of the endpoint steel temperature or the endpoint carbon content has the quickest convergence speed and the highest precision in the three kinds of prediction models. Therefore, the dissertation finally choose it as the basis of the internal control model.

On the basis of the prediction model, the dissertation then make use of the area optimization to improve the control model based on the heat balance and the oxygen balance, and then establish the endpoint control model based on the area optimization. The simulation result shows that the method overcome the shortcoming of the control model based on the heat balance and the oxygen balance was not accurate in then traditinal method, the endpoint hitting ratio was raised.

The dissertation finally summarizes the work which did to this dissertation topic, points out deficiency, simultaneously forecasts the work which dissertation topic next stage has to do.

Keywords: Coverter Steelmaking, Endpoint Control, RBF NN, BP NN, CIPSO, Area Optimization

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

本人郑重声明： 所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名： 日期： 年 月 日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署各单位仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名： 日期： 年 月 日

指导教师签名： 日期： 年 月 日

1 绪论

1.1 课题的科学意义和应用前景

转炉炼钢是一个非常复杂的多元多相高温物理化学过程,最显著的特点就是反应速度快、影响因素多、反应复杂、人工操作不易控制。这样的特点决定了转炉炼钢不能采用一般过程控制对被调整量进行连续调节的控制方法^[1]。

转炉终点控制把终点碳含量和终点温度作为控制的主要对象,控制吹炼的过程使钢水温度和成分达标。转炉炼钢终点控制是保证炼钢能够顺利完成的一项重要操作制度,终点控制技术已成为衡量炼钢综合技术水平的一项重要指标。随着计算机和自动化技术的不断发展,转炉炼钢逐渐从人工经验控制、静态控制向着动态控制的方向发展,目前人工智能技术也已应用于转炉炼钢终点控制中^[2,3]。

由于转炉炼钢过程存在很多难以定量的因素,难以获得准确实时的检测信息,使得转炉炼钢终点控制问题长期以来一直成为转炉控制的焦点和难点^[4],产品质量、生产效率和经济效益都受到其控制效果的直接影响。所以,转炉炼钢的终点预报和建立在终点预报基础上的终点控制就显得尤为重要。准确预报转炉炼钢终点钢水温度及碳含量,从而及时调整加入的原材料、辅助材料及耗氧量,成为整个炼钢过程中极其重要的一环。

目前经验炼钢和单一的静态控制仍是国内相当数量的中小型转炉采用的控制模式,终点命中率低。随着全连铸工艺的发展,铁水预处理系统的建成和精炼手段的不断完善,大大加快了生产节奏,生产设备的增加和物流的复杂使炼钢厂原有的生产平衡被打破^[5],同时,为了适应产品品种、质量要求的不断提高以及成本降低的需要,迫切需要提高转炉终点控制水平,研究并建立转炉终点预测模型和终点优化控制模型来改善产品质量、提高炼成率、缩短冶炼时间和提高企业经济效益。

1.2 转炉炼钢工艺与控制方法

1.2.1 氧气顶吹转炉炼钢原理

铁水是氧气顶吹转炉炼钢的主要原料,同时还有一部分的废钢和生铁块。同时为了去除铁水中的硫和磷,还需加入适量的造渣材料(如生石灰、生白云石等)

[6]。炼钢时，从炉顶直接吹入氧气，使它跟高温的铁水发生氧化反应，除去杂质，从而使得吹炼后铁水的成分要求符合钢水成分的要求，具体反应过程如下：

(1) 硅、锰和铁的氧化

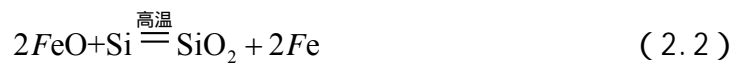
生铁中除了铁元素外，还含有碳、硅、锰、磷、硫五种元素。在这些元素中，铁跟氧的结合能力是最低的，按理说，它不应该被最先氧化生成(FeO)。但是，氧化顺序的先后并不是完全由氧结合能力决定的，还跟元素在铁水中的含量有关系。因为铁元素在铁水中的含量最大，所以铁元素最先被氧化。

硅和锰跟氧的结合能力都比碳强，它们在铁水中的含量也较高。开始吹炼时，炉温较低(倒进炉内的铁水温度是 1200 - 1300)，碳的氧化受到抑制，只有当 Si、Mn 氧化到差不多，炉温超过 1400 时，碳的氧化才能剧烈进行。

当高压氧化气流作用于铁水时，铁水被激成液滴状的铁水珠，同时把铁水珠表面氧化成氧化亚铁：



这些带着氧化亚铁的铁水珠，随着气流的循环运动扩散到这个熔化液中，使 Si、Mn 发生氧化反应：



生成的 SiO_2 、 FeO 、 MnO 互相作用，生成硅酸亚铁和硅酸锰：



吹炼中，随着石灰的逐渐熔化， FeO 被碱性强的 CaO 从硅酸亚铁中“置换”出来：

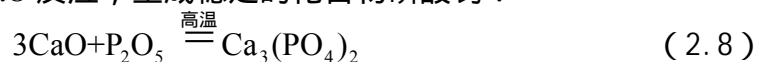


(2) 碳和磷的氧化

磷跟氧结合能力比碳小，碳应比磷先氧化。但由于吹炼前期的炉温不太高(低于 1400)，碳的活性小，碳的氧化受到抑制，磷容易氧化而被大量除去，只有当炉温超过 1400 后，碳跟氧才急剧反应，从而加速了钢的脱碳。如果这时能形成良好的炉渣，这就加速了钢跟渣界面间磷的氧化反应。磷在钢中以 Fe_2P 存在，它跟 FeO 反应生成 P_2O_5 ：

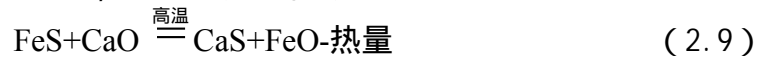


P_2O_5 能跟炉渣中的 CaO 反应，生成稳定的化合物磷酸钙：



(3) 去硫

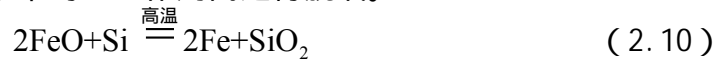
钢中的硫是以硫化亚铁(FeS)形式存在,它能跟氧化钙(CaO)反应生成较稳定的硫化钙(CaS)而进入炉渣,以达到从钢中去硫的目的:



由于脱硫反应实际是一个可逆的吸热反应,从化学平衡移动原理可知,为了保证脱硫效果,应该提高 CaO 的浓度(加入多量的石灰,即提高炉渣的碱度)、降低 FeO 浓度(在还原期 FeO 浓度低,所以脱硫是在还原期进行),并且保持较高的炉温。

(4) 脱氧,合金化

氧在钢中是以 FeO 的形式混在钢水中,含氧高的钢,脆性大,塑性低;同时,它跟钢中的碳形成 CO 气泡而留在钢中,直接影响钢的质量。因此,在吹炼末期要把铁合金(Mn-Fe 、 Si-Fe 、 Al 或 Al-Fe 、 V-Fe 、 Ti-Fe 等)直接加入钢包中跟铁水接触,铁合金就会跟钢水中的 FeO 作用而进行脱氧。



生成的 SiO_2 、 MnO 、 Al_2O_3 等大部分形成炉渣而除去,部分的 Si 、 Mn 留在钢里以调整钢的成分。为了提高钢的物理机械性能,在冶炼各种不同的合金钢时,需要加入合金元素。冶炼难熔合金钢(如铬钢、钼钢等),合金元素是在炼钢过程将结束时加入炉内,其它合金钢的合金元素是在出钢时加入钢水包内。

1.2.2 转炉炼钢设备及炼钢流程

(1) 转炉炼钢设备:

炉体及倾动装置、复吹装置、吹氧及传动装置、熔剂和合金化装置等是转炉炼钢的主要设备,另外还包括其它一些附属设备,如下图所示:

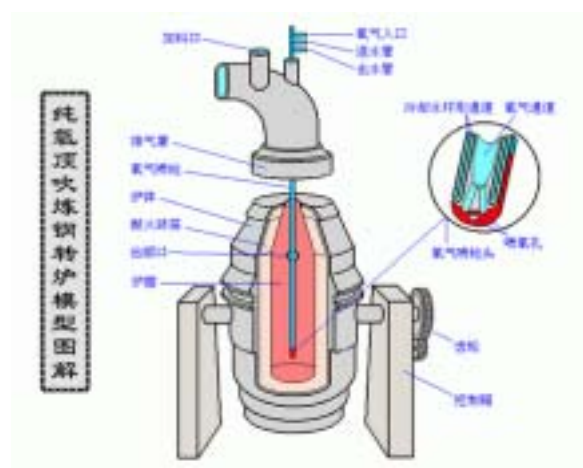


图1.1 氧气顶吹转炉炼钢模型

(2) 转炉冶炼过程

氧气顶吹转炉炼钢的流程主要有配料、加料、吹氧、中间控制、出钢几个环节，以江苏永钢集团二厂 50t 氧气顶吹转炉为例，炼一炉钢的操作顺序为：

1) 当上一炉钢还没有炼完时先配好下一炉钢的配料

首先中心化验室分别对炼钢原料(废钢、铁块、渣钢、回炉钢)的成分检测、造渣料(石灰、镁球、氧化铁皮、污泥球、生白云石、熟白云石、铁矿石)的成分检测、脱氧合金(硅铁、硅锰、钒铁、硅铝铁、增炭剂、钢水净化剂、铌铁)的成分检测，将检测结果送至炼钢配料处；然后铁水化验室对高炉炼出来的铁水进行温度和成分(C、Si、Mn、S、P)的检测，将检测结果送至炼钢配料处；配料处根据这些检测数据和配料公式来计算炼钢原料、造渣料、脱氧合金的具体加入量；

2) 炼钢原料的加入（铁水除外）

当一炉钢水炼完以后，首先加入事先配好的废钢、铁块等炼钢原料，然后转动转炉，以去除废钢中的水蒸气，从而防止倒入铁水时带来的喷溅；

3) 铁水的加入

当转炉摇炉以后，倒入预先配好的铁水，准备吹炼；

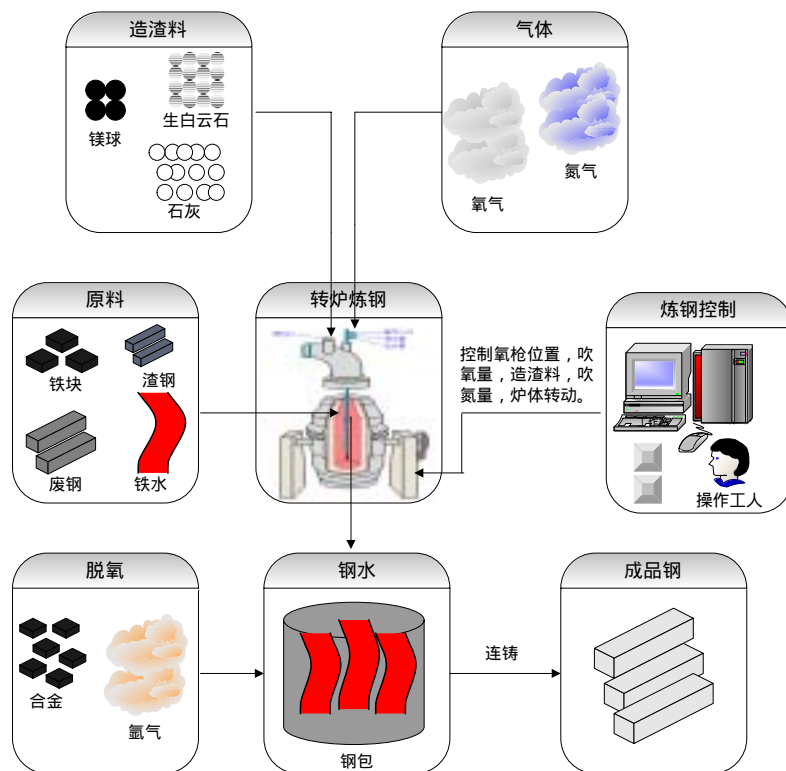


图 1.2 氧气顶吹转炉炼钢流程

4) 插入氧枪、吹氧、加入造渣料

将氧枪插入炉口开氧点处(一般离炉口 2.65 米处)，同时开始吹氧，吹炼开始。吹氧 1 - 2 分钟后加入预先配好的造渣料，吹炼过程中操作人员根据观察炉

口火焰的强度和形状以及吹炼时间（一般为 13 - 18 分钟）和自身的经验来控制氧枪的位置和吹氧量的多少；

5) 一倒时间的判定

操作工人根据以往的操作经验（炉口火焰的强度和形状以及吹炼时间）来判定一倒时间的判定，先通过倒炉取样检测钢水的温度和钢水的成分（从取样到光谱仪分析出钢水的成分需要 3 分钟左右的时间），操作工人通过观看墙上大屏显示的钢水温度和钢水的成分来判断是否达到出钢要求，如果不符合出钢要求，则进行补吹氧气或者补加冷却剂，直到钢水的温度和成分符合要求；

6) 出钢、溅渣护炉

当钢水的温度和成分符合要求时即可以出钢，倒出钢水后往转炉内吹入氮气，进行溅渣护炉，吹氮时间由操作工人控制，一般为 1 分钟左右；

7) 吹氩、脱氧

转炉炼好的钢水倒入钢包，然后根据生产钢种的要求加入相应的脱氧合金和吹入定量的氩气，反应后采样检测钢包中钢水的成分，当成分达到要求时，即可进入连铸生产。

1.2.3 现场存在的问题和不足

江苏永钢集团转炉炼钢目前的许多环节主要是依靠人工经验来，降低了生产效率，主要体现在以下几个方面：

(1) 造渣料成分含量的检验和铁水温度、成分的检测

目前都是依靠人工传递信息，降低了生产效率，不能进行信息的有效管理；

(2) 缺乏相关的转炉炼钢模型

现场没有建立相关的转炉炼钢模型，从造渣料的计算到吹炼终点的判断都是靠经验的积累，氧枪的位置和吹氧量的多少也是凭着操作工人的个人经验，这其中存在着很大的人为因素和随机因素引起的误差，从而在很大程度上会影响钢水的产量、质量和炼钢的成本；

(3) 炼钢过程中忽略了成本最优

从炼钢原料的加入量、造渣料的加入量，氧气、氮气、氩气的吹入量以及合金的加入量，到钢水的出量这中间存在一个成本最优问题，即在满足各项指标要求下寻求一个最优模式使得所用成本最低，这将大大影响着整个企业的效益；

1.3 转炉终点控制技术现状

人工经验控制、静态控制和动态控制是转炉吹炼终点控制技术几个发展阶段

^[7]。与人工经验控制相比，静态控制更能有效地利用吹炼过程的初始条件进行定量计算并进行合理地控制，使终点钢水温度与碳含量的命中率都有所提高，但由于这种方法只考虑了始态和终态之间的差别，而未考虑各种变量随时间的实际变化，不能进行在线跟踪实时修正，因而终点命中率提高是有限的；而所谓的动态就是在静态控制的基础之上，检测吹炼过程中有关参数随时间变化的动态信息，依据检测到的动态信息对吹炼参数及时进行修正以达到预定的吹炼目标，从而达到大幅度提高转炉终点命中率的目的。

1.3.1 转炉静态控制

所谓的静态控制，就是根据吹炼开始之前要判明的信息和终点的目标值，用不同方法建立起静态模型，以冷却剂（铁矿石或铁皮等）加入量和氧耗量作控制变量，即用冷却剂加入量控制终点温度，用氧耗量控制终点碳开始吹炼，中间不进行任何修正。

依据建模方法的不同，静态模型大致分为四类：机理模型、统计模型、增量模型和基于人工智能技术的静态模型^[8]。

（1）机理模型

计算原理主要是联合求解三个方程，即碱度方程、氧耗方程和温度方程。碱度方程可根据吹炼过程中脱磷脱硫要求的碱度计算出各种造渣剂的加入量(如石灰，生白等)；氧耗方程可根据吹炼过程中炉内反应的氧平衡关系计算出为达到终点碳含量所需的吹氧量和吹炼时间；温度方程可根据吹炼过程的能量平衡计算成为达到终点目标温度所需的冷却剂的加入量。

（2）统计模型

统计模型是采用统计的方法，通过对生产数据的收集、整理与统计分析，确立模型的建模方法。这种方法其过程相对简单，但由于冶炼过程机理复杂，干扰因素众多，目前，统计模型还不能有效地覆盖各种冶炼模式，因而其适用范围有限。

（3）增量模型

增量模型是通过对照前一炉或者是前几炉的冶炼初始状态和目标状态，把它们作为本炉的参考炉，采用增量计算的方法确定本炉主要操作变量。参考炉次和各项系数的选取是增量模型的关键。

由于转炉冶炼过程有再现性的特征，在原料品位、使用的铁水量、废钢量都相同的条件下，要吹炼到相同的含碳量，可以认为温度也是基本相同的。而且，即使总装入量不同，只要废钢和铁水的比例保持一定，温度也会相同。对于废钢以外的原料，根据它们对废钢温度的影响效果决定系数，可以置换为等效的废钢

量^[9]。

综上所述,理论模型、统计模型和增量模型是转炉控制的三种传统静态模型。但由于炼钢反应是非常复杂且具有很大的随机性,许多因素都很难用准确的数学方程和统计方法进行描述,同时由于忽略了冶炼过程中的动态信息,因此实际应用中这三种静态模型的准确性受到很大的限制,其碳温同时命中率较低。实际应用中,以上这三种方法往往是相互结合,取长补短来提高控制精度^[10]。

1.3.2 转炉动态控制

静态控制模型只考虑了始态和终态之间的变量关系,而没有考虑变量随时间的变化,所以命中率较低。静态控制从本质上来说还是预测控制,因此要使控制成功,首先要提高其本身的再现性,这就必须从根本上重新考虑吹炼方法。从控制论的角度来看炉内反应的机理,必须消除造成干扰的因素,这是相当困难的。因此只好在再现性比较差的情况下,寻求相对较好的控制方法。所以,基于这样的情况,提出了用检测到的动态信息来修正吹炼参数的动态控制方法为了提高命中率,应根据吹炼中检测的金属成分,温度及炉渣状况等相关量随时间变化的动态控制信息对吹炼参数进行修正,以达到预定的吹炼目标,这种方法称为动态控制^[11]。动态控制以冶炼过程中熔池反应信息的检测作为其实现基础,所以能够比较真实反应熔池的冶炼状况。

目前最成熟的方法是副枪法,被称为副枪法动态控制,这种方法在大型转炉上应用取得了明显的经济效益。所谓的副枪动态控制,还是在静态控制的基础上进行的,即在吹炼前期和中期仍按静态控制吹炼,只是在吹炼末期到达终点前2-3分钟时,降下副枪测试钢水温度和含碳量,通过动态模型计算求得要到达终点需要补加的冷却剂量和补吹的氧气量,以此数据吹炼到终点^[12]。这种方法比之静态控制,预报精度明显提高,终点碳和温度同时命中率也大大提高。但在小型转炉上,由于副枪比较昂贵,就有了很大的局限性。

1.3.3 转炉全自动控制

以下的技术是转炉全自动控制的技术^[13,14]：

- (1) 通过采用炉渣状态在线检测技术来实现对造渣过程的闭环控制；
- (2) 通过采用炉气分析技术来对吹炼全程熔池碳含量和温度进行动态预报；
- (3) 采用副枪技术,对吹炼终点进行校正,提高终点预报精度。采用以上技术,全自动吹炼能对造渣过程进行有效地检测和控制,可以明显减少喷溅和后吹次数,能实现计算机对整个冶炼过程进行控制,缩短冶炼时间,得到理想的控

制效果。

(4) 配合在线检测熔池中锰的成分变化,采用模糊判断和神经网络系统,在线预报全程硫和磷的变化;

1.4 神经网络技术在转炉炼钢终点控制中的应用

依据一些基于人工智能技术建立起的模型与传统的静态模型相比,由于人工神经网络具有自学习、自组织、强鲁棒性和能够逼近任意非线性函数的能力^[15],基于此建立的静态模型更能准确的指导生产,其应用也越来越广泛。表1.1总结了近年来人工智能技术在转炉终点控制上的一些研究、应用实例。人工智能技术特别是人工神经网络是目前转炉终点控制领域研究和应用的一个热点^[16]。

表1.1 人工智能技术在转炉终点控制上的应用

预测对象	建模方法	预测效果
转炉锰预测	基于BP算法的神经网络模型	命中率97%
转炉终点碳、温度预测	基于RBF算法的神经网络模型	同时命中75%
转炉终点碳、温度预测	基于GA-RBF的神经网络模型	同时命中率81.8%
转炉终点预测	灰色模型	-
转炉碳、温度预测	模糊神经网络	-
终点磷的预测	自适应模糊神经网络	命中率达到79%
终点锰成分的预测	自适应模糊神经网络	命中率达到85%
终点温度的预测	基于BP算法的神经网络模型	平均误差为0.15%
终点锰磷预测	基于BP算法的神经网络模型	命中率超过90%

基于BP神经网络的转炉炼钢终点预测模型最早在钢水温度及碳含量的预测方面得到广泛研究和应用,并取得了较好的效果^[17]。很多中大型的转炉自从采用BP神经网络静态控制以来,碳温同时命中率,温度同时命中率,终点碳命中率都得到了显著提高。通过大量的实践应用,可以看出BP神经网络静态模型比传统的静态模型具有更高的处理分析非线性关系的能力,对系统随机因素的变化也具有较高的反应能力和适应能力,能比较有效地提高静态模型的控制精度和终点命中率。

神经网络与其它智能方法进行融合也是近些年来一个趋势,其中最具有代表性的是神经网络与灰色理论的结合,东北大学谢书明等人采用灰色系统模型及线性回归补偿模型建立了转炉炼钢终点钢水温度及碳含量的预报模型,提出新的转炉炼钢动态终点预报方法^[18]。传统的建模方法是直接用已知的数据来建立系统

模型,然后利用这个系统模型预测系统未来的输出,而灰色系统是将原始数据进行累加生成,把原来毫无规律可循的数据变成一组单调递增有规律的数据,然后用一阶微分方程来描述,这种建模方法适合于各种预测,原因是它不需要大量的已知数据,计算量比较小。

转炉建模过程也先后把遗传算法和RBF神经网络引入进来,由遗传算法辨识转炉炼钢的脱碳和升温过程,并利用RBF神经网络及时学习和补偿辨识模型的误差,通过实践应用表明,这一方法大大提高了转炉模型的同时命中率^[19]。

1.5 本文主要工作

尽管终点控制的内容有很多,但本文把终点温度和终点碳含量作为主要的研究对象。另外从上面所述内容来看,对于转炉炼钢终点控制的研究在大型转炉上主要集中在借助比较昂贵的检测设备(如副枪,炉气分析设备,光强检测设备等)得到在线实时检测的数据,从而实现对转炉炼钢终点的动态控制。而对于类似江苏永钢集团 50t 转炉这样的中小型转炉,研究主要集中在通过静态控制模型和准动态模型来修正过程参数,优化吹炼模式,从而提高一倒钢水成分和钢水温度的合格率。而对于在一倒不成功的情况之下,如何对补吹阶段的终点控制进行优化,提出优化控制策略这方面的研究相对较少。所以本文的主要工作是针对目前江苏永钢集团转炉炼钢在一倒不成功的前提之下,需要补吹时,终点控制所存在的问题,将智能控制方法特别是人工神经网络建模方法应用到转炉炼钢终点的建模和控制中,通过分析炉次之间的自学习过程并验证,提出一种经过优化的转炉炼钢智能终点控制的方法。

1.5.1 研究背景

永钢转炉炼钢采用提钒后的半钢炼钢,由于受到条件的限制,转炉冶炼过程缺少优化系统,没有必要的数学模型指导,造成何时吹氧、吹多少氧,何时加料、加多少料、加哪一种料等正常的生产操作仅能凭经验,从而使操作带有一定的盲目性,影响了钢水质量;终点控制依然采用传统的“拉碳补吹”的操作方法,一般需要多次补吹分段供氧,导致终点钢水、钢渣过氧化从而影响钢质量的提高,导致冶炼周期过长,不能实现“一对一”的全连铸炉机匹配的工序管理模式。因此迫切需要根据现有的工艺特点建立准确的转炉终点预测模型和终点控制模型,从而提高生产效率,降低终点控制和炼钢自动化实现的难度。

1.5.2 研究内容

(1) 研究转炉炼钢终点优化控制技术的现状，特别是转炉优化控制技术中的终点预测和终点控制优化理论与应用。

(2) 介绍了转炉炼钢建模所需数据的来源与采集。

(3) 采用五方总括值和聚类分析结合的方法对转炉炼钢的生产数据进行离群值的识别和处理，并对经过筛选的数据进行了数据的标准化处理，使之能够适应神经网络的建模要求。

(4) 转炉炼钢终点预报模型结构的研究与控制变量的分析：针对常规BP算法的不足，提出了改进方法，并重点分析了基于混沌免疫粒子算法优化的BP算法以及RBF预测算法的收敛速度、学习性能和预报精度，并通过计算机仿真分析与比较，确定了预报模型的网络结构。

(5) 在预报模型的基础之上，建立了基于区域寻优的终点控制模型，目的是为了找到比较合适的需要补吹的氧量和补加的冷却剂量的值，从而给操作工人一个指导性的意见。实验表明，这种控制方法克服了传统控制方法中热平衡和氧平衡不准确的缺点，提高了终点命中率。

2 转炉炼钢数据来源

建立转炉炼钢终点预测和基于预测模型之上的控制模型必须获得转炉炼钢历史的和实时的原辅料数据、吹炼过程数据及吹炼后的数据。目前江苏永钢集团转炉炼钢这块已经基本上完成自动化建设,转炉本体及料仓加料都实现了自动化操作,同时还有多个信息系统保存现场的生产数据以及集成了转炉炼钢自动化过程数据和现场信息系统的数据,这些都为转炉炼钢优化控制模型的建立创造了前提条件。根据本文的建模需要的数据的要求,对每个数据的来源进行一个详细的描述。

转炉炼钢的数据源主要包括:

- 转炉炼钢现场自动化控制系统;
- 高炉信息系统保存的铁水成分和重量数据;
- 废钢装斗系统保存的废钢、生铁和渣钢的重量信息;
- 光谱仪数据传输系统产生的.DAC 文件保存钢水成分检测信息;
- 人工记录的数据

由于本文主要研究的是在一倒不成功的前提下,优化后期补吹阶段的控制,从而来提高终点命中率,所以主要关心的可能会对补吹阶段终点温度和碳产生影响影响的参数,包括废钢装斗系统保存的废钢、生铁和渣钢的重量信息,光谱仪数据传输系统产生的.DAC 文件保存钢水成分检测信息和一些人工记录的数据。

2.1 现有数据系统

联峰钢铁二厂目前有 2 座 50 吨氧气顶吹转炉,每座转炉有自己的数据系统,也有 2 座转炉共用的数据系统,具体如下:

1) 中心化实验室数据系统

负责对转炉炼钢原料成分检验以及对合金成分的检验,检验结果(目前主要是依靠人工来送达)分别送到原料配料处和合金配料处。数据为 3 座转炉共用。

2) 铁水成分,温度数据系统

铁水成分检验处对每座高炉炼出的铁水进行成分检验,检验结果依次显示检验日期、高炉号、炼铁高炉炉次号和铁水的成分,铁水的温度由铁水温度测量处提供,将结果记录到相应的铁水成分检验单上,并统一交给铁水调度员。目前为 3 座转炉共用。

3) 铁水重量数据系统

由高炉炼出的铁水倒入铁罐车后,铁罐车开往地磅处称其重量,得到的重量减去铁罐车空车时的重量(根据铁罐车上的铁罐号来对应相应的铁水重量)即得到铁水的重量。记录结果依次显示称重日期、高炉号、炉次号、铁罐号和铁水重量。结果由铁罐车司机交给铁水调度员。目前为 3 座转炉共用。

4) 转炉炼钢操作室数据系统

每座转炉都有自己的转炉本体控制数据,这些数据包括氧枪下枪位置、吹氧压力、氧流量、吹氮量等数据,现场采用 Intouch 组态软件和西门子 PLC 连接,通过 Intouch 来控制下氧枪位置、氧流量等。同时转炉本体控制里面还包括了炉气成分数据的采集,每座转炉都有自己的炉气成分分析设备,主要采集炉气中的 CO 和 O₂ 的含量,根据此来判断什么时候回收炼钢过程产生的煤气。

5) 钢水温度数据系统

钢水的温度是通过一次性热电偶取样设备来测得,显示结果显示在大屏上,每座转炉都有自己的钢水温度测量系统。

6) 钢水成分数据系统

炼钢化验室负责炼钢后、吹氩前、吹氩后、以及成品钢的成分检测,检测后的成分通过大屏显示到各个转炉炼钢操作室、吹氩站和连铸站。对 3 座转炉而言,都是共用这个系统。

7) 合金用量、钢水重量数据系统

钢水称重记录处负责记录每个钢包的重量和每个钢包倒入的合金重量,记录员根据钢包上的数字来确定这个钢包中装的是那座转炉倒入的钢水。目前 3 座转炉共用这个系统。

8) 吹氩站数据系统

每座转炉都有相对应的吹氩站,吹氩站操作工人通过观察氩气流量表的数值而得出当前钢包里面吹入氩气的量,同时还要记录吹氩时间、钢包号、钢种号等。

以上主要是现有数据系统的情况,下面是本文中用于建模的数据的来源。

2.2 废钢斗数据

建模需要的废钢、生铁和渣钢的重要信息保存在废钢装斗信息。在转炉炼钢车间,由铁水调度员调度废钢斗中的废钢、生铁和渣钢倒入指定的转炉中,为了得到这些重要信息用于建模,需要按照当前的日期和废钢斗的斗号从废钢装斗系统中取出废钢、生铁和渣钢的重量信息,写入对应炉批号的记录中,最后用 Access 数据库来保存这些数据。

在江苏永钢转炉炼钢过程中,一般是先往转炉里面加入废钢斗中的物料之后再兑入铁水,并不是每个炉罐中铁水一次全部倒入某个转炉中,可能出现铁水罐

拆包和并包的情形。因此在铁水兑入转炉之前要使用行车称量一定量的铁水，然后兑入转炉中，这时就需要专门的人员记录铁水的称重数据，并把它写入对应的转炉吹炼的炉批号中，本文都是在上报成功的情况下，也就是“是否上报”这个标志字段为“1”的情况之下，得到废钢斗系统中的这些重要信息的。

2.3 钢水化验数据

用于建模的钢水化验数据是以.DAC 文本的形式保存在本地系统中的，它可以显示到炉前的大屏幕上，但是这个系统是独立的，没有和其他系统进行互连。所以采用 TCP/IP 的网络端口，对外表现为提供数据服务的服务器，通过光谱仪数据传输系统，一方面将成分数据显示到炉前大屏幕上；另一方面将数据上报到生产数据中心。为了获得本文所需的钢水化验数据，首先需要得到化验设备的 IP 地址和提供数据服务的端口号，然后使用 Socket 套接字来得到化验数据，并将化验数据 (.DAC) 保存到光谱仪传输系统指定的文件夹中。

为了得到即时的数据，有两个服务程序。在设备开始化验前首先输入此次化验钢块对应的炉批号和炉前化验代码，光谱仪传输系统会把这些化验后的信息直接添加到原先的文本信息记录后面，其中一个服务程序实时监测该文件中是否有新的记录产生，如果有则取出最后一条记录并对其进行分析，分析后数据是对应的化验成分在数据库中插入的 SQL 语句，最后服务程序将分析后的成分数据保存到.DAC 文件，并按照程序中指定的路径存放；另一个服务程序按照定时器定制的时间不断检测前面指定的路径文件中是否有.DAC 文件，如果有则取出.DAC 中的文本信息，交给存储过程进行数据上报处理，同时删除文件中的文本；若数据上报没有成功，则将此.DAC 文件保存到另一个历史文件中。

2.4 钢水温度

现场倒炉测温采用一次性热电偶实现，测得的温度采用无线传送的方式显示到炉前显示屏，没有连接到自动化系统，需要炉前操作工手动抄到炉前报表上。通过可知目前现场的钢水测温设备提供了 RS-232 端口。所以采用基于 RS-232 通信协议的应用程序来采集钢水温度的数据。

RS-232 常用于数据采集模块、测试装置和控制回路上，也可以直接应用于任何类型的计算机之间的连接上^[20,21]。通过对目前比较常用的几种端口编程方式的比较，使用微软提供的 MSComm 控件较为成熟和方便，得到了广大程序工作者的认可。但本次数据采集方式将采用独立线程的方式，保证后台能够更好的采集数据，通过调用 API 函数的方法来实现 RS-232 串口的访问。

在 Microsoft Windows Pro 2000 和 Microsoft Visual C++ version 6.0 开发环境下,通过调用 API 函数,创建串口文件、读取串口状态字并设置串口波特率、奇偶校验位、停止位参数等,最终读取串口缓冲区内容,实现钢水温度数据采集。通过调用 RS-232 数据采集程序,可以方便的采集倒炉测温的现场数据。

2.5 数据的转换与存储

综合前三节所述,通过数据采集系统我们得到了本文建模所需要的数据,这些数据是孤立存在的,要把它们统一集中到生产数据中心的数据库中,进行数据格式的转换和管理。采集的数据格式如下:

铁水采集信息表	
称重采集编码	varchar(32) <pk>
铁水检测编码	varchar(32) <fk1>
去向	varchar(32) <fk2>
铁水炉罐号	varchar(30)
铁水温度	float
铁水毛重	float
铁水皮重	float
并入检测编码	varchar(32) <fk3>
并入炉罐号	varchar(30)
并入毛重	float
并入皮重	float
装入开始时间	date
装入结束时间	date
称重时间	date
创建时间	DATE
创建人	varchar(10)
修改时间	date
修改人	varchar(10)

炼钢车间炉前原始记录表			
报表编码	INTEGER	<pk>	not null
班次	CHAR		null
炉号	VARCHAR2(20)		null
炉龄	INTEGER		null
枪龄	INTEGER		null
钢种	CHAR		null
冶炼周期兑炼时间	DATE		null
冶炼周期出钢时间	DATE		null
铁水	NUMBER(8,3)		null
废钢	NUMBER(8,3)		null
铁块	NUMBER(8,3)		null
渣钢	NUMBER(8,3)		null
回炉钢	NUMBER(8,3)		null
装入量合计	NUMBER(8,3)		null
石灰	NUMBER(8,2)		null
镁球	NUMBER(8,2)		null
氧化铁皮	NUMBER(8,2)		null
污泥球	NUMBER(8,2)		null
生白云石	NUMBER(8,2)		null
熟白云石	NUMBER(8,2)		null
铁矿石	NUMBER(8,2)		null
造渣料其它	NUMBER(8,2)		null
一倒供氧时间	INT		null
一倒温度	INT		null
一倒C	NUMBER(8,5)		null
倒炉次数	INT		null
总供氧时间	INT		null
一倒氧量	NUMBER(8,3)		null
总氧量	NUMBER(8,3)		null
氮耗	NUMBER(8,3)		null

废钢采集信息表	
称重编码	varchar(32) <pk>
称重编号	varchar(30)
斗号	varchar(30)
废钢净重	float
渣净重	float
生铁净重	float
装入开始时间	date
装入结束时间	date
称重时间	date
去向	varchar(32) <fk>
有效标志	char(1)
创建时间	DATE
创建人	varchar(10)
修改时间	date
修改人	varchar(10)

氧气		
YQBM_PK	VARCHAR2(32)	<pk>
SCPCBM_PK	VARCHAR2(32)	<fk>
吹氧开始时刻	DATE	
吹氧结束时刻	DATE	
吹氧耗时	FLOAT	
氧气耗量	FLOAT	
有效标志	CHAR(1)	
创建时间	DATE	

图 2.1 炼钢生产物理数据模型

2.6 数据分析

在数据库中,根据数据的值来判定是否值为坏值或者是空值,根据设定的条件可以重新获取数据采集系统中的数据,如果仍是坏值则丢弃,判定此炉数据为坏值或不完整数据。至此,炼钢建模数据中心已经有了模型建模所需要的全部数据,为模型的建立和修正提供了基础。

2.7 本章小结

根据转炉炼钢终点优化控制模型的具体建模要求,详细描述了在已有的数据集成系统的基础之上,用于建模的这些数据的数据来源,然后把它们汇总到数据中心,接着对这些数据进行转换与存储,最后对这些数据进行了数据分析。有了这些数据,为模型的建立与修正提供了基础。

3 数据预处理

上一章得到的用于建模的数据都是原始数据，一方面，这些数据的数据量巨大，从这些数据当中很难发现其中的规律性和数据样本总体的根本特征。另一方面，这些样本数据若干指标之间具有一定的相关性，使数据的分析过于复杂化。所以为了更好地描述系统，使任何参数都不会遗漏，确定影响系统的主要变量应在可检测到的参数变量中，进而利用历史数据建立转炉预测模型。

3.1 生产数据离群值的识别

根据对江苏永钢集团 4#转炉的现场生产状况的了解，由于在炼钢吹炼的过程当中，可能会发生喷溅或者炉长的操作不当而出现一些异常的生产数据。这部分数据游离在数据的主体部分之外，明显偏离了数据的中心部分，不满足数据的一般模式或者行为，与存在的其他数据不一致，会影响转炉终点预测模型和控制模型的建立，所以必须对其进行修改或者剔除。一般检验离群值的方法有 Nair、Grubbs、Dixon 等。但这些方法在某种程度上存在一定的局限性，较适用于单个变量且样本容量比较小的情况。而本文研究的江苏永钢集团的 4#转炉的生产数据比较多，而且选取用于研究的炉次也比较多，再加上对于转炉炼钢这样复杂的过程，什么时候发生异常情况，会发生多少次异常情况，都是未知的，也就是说这是一个多变量，而且样本容量较大，且异常值个数不是很明确的具体问题。

基于总体参数的稳健估计量的方法比较适用于这样问题异常值（离群值）的检验，所以本文选用这种方法对生产数据的异常值进行检验。这种方法有五种总括值（所谓的总括值就是基于排序和评秩运算从数据批中系统地提取的统计值）：中位数、上下四分数以及最小值和最大值。中位数就是集合中处于序列中间位置的数；上下四分数则分别出现在中位数与上下极端值的距离中间处，计算方法与中位数类似。本文选取江苏永钢集团 4#转炉 70 炉数据作为待筛选样本集，前 40 炉作为训练样本集，后 30 炉作为测试样本集，如表 3.1 所示

表3.1 江苏永钢集团4#50吨转炉70炉实测数据

炉次	铁水/吨	废钢/吨	补吹氧量/m ³	补加铁皮/吨	补加石灰/吨	补加混料/吨	补加铁矿石/吨	补加白云石/吨	一倒钢水温度/°C	一倒钢水碳含量×10 ⁻² %	终点温度/°C	终点碳含量×10 ⁻²
1	43	2.15	224	0	0.25	0	0.05	0.64	1684	25.98	1666	6.79
2	42	2.63	170	0	0.21	0.10	0.91	0.69	1666	34.00	1674	12.48
3	41	2.59	183	0	0.53	0	0.15	0	1674	23.90	1680	6.47
4	44	2.68	303	0	0.78	0	0.14	0	1680	28.14	1640	12.68
5	42	2.55	171	0	0.67	0.29	0.13	0	1640	23.64	1662	6.84
6	44	2.31	175	0	0.33	0.30	0.12	0	1662	20.39	1621	7.181
7	44	2.75	157	0	0.32	0.03	0	0.65	1641	12.32	1652	12.32
8	42	2.56	166	0	0.25	0	0	0	1652	18.77	1650	7.53
9	42	2.80	283	0	0.36	0	0.45	0	1650	39.30	1659	7.89
10	43	2.58	287	0	0.33	0	0.32	0	1659	32.06	1649	7.29
11	43	2.63	135	0	0.31	0	0.68	0	1649	19.30	1656	9.57
12	43	2.61	97	0	0.38	0	0	0	1656	11.53	1653	8.70
13	41	2.55	108	0	0.30	0.10	0.57	0	1653	16.27	1647	6.66
14	42	2.79	128	0	0.34	0.28	0.89	0	1647	18.09	1652	5.45
15	41	2.27	136	0	0.20	0.15	0	0	1652	15.88	1623	6.50
16	40	2.43	171	0	0.35	0	0	0	1639	34.22	1649	9.82
17	40	2.70	76	0.42	0.27	0	1.15	0.8	1649	6.26	1674	6.57
18	41	2.45	132	0	0.34	0	0.62	0	1674	13.23	1633	13.43
19	42	2.41	141	0	0.55	0	0.65	0	1643	32.43	1699	14.35
20	43	2.46	88	0	0.55	0	0	0.81	1699	23.36	1690	10.20
21	42	2.32	146	0.5	0.48	0	0.72	0	1690	27.92	1688	9.47
22	43	2.49	106	0	0.30	0	0	0	1688	13.82	1672	7.73

炉次	铁水 /吨	废钢 /吨	补吹 氧量 /m ³	补加 铁皮 /吨	补加 石灰 /吨	补加 混料 /吨	补加 铁矿石 /吨	补加 白云石 /吨	一倒 钢水 温度 °C	一倒钢 水碳含 量 ×10 ⁻² %	终点 温度 °C	终 点 碳 含 量 ×10 ⁻²
23	43	2.47	112	0	0.40	0	0.12	0	1672	6.00	1711	6.00
24	43	2.75	103	0	0.33	0	0.21	0.78	1711	13.08	1665	8.10
25	42	2.48	84	0	0.41	-0	0.14	0.67	1665	20.35	1685	7.71
26	43	2.50	114	0	0.53	0	0	0	1685	20.13	1657	7.19
27	43	2.52	97	0	0.68	0	0	0	1657	15.13	1676	8.01
28	45	2.00	266	0	0.82	0	0.43	0	1676	16.58	1666	5.94
29	41	2.61	195	0.18	0.55	0	0.15	0	1666	10.20	1632	10.2 0
30	45	2.50	99	0.25	1.06	0	0.38	0	1642	11.18	1719	5.93
31	43	2.34	119	0	0.45	0	0.22	0	1667	16.35	1666	4.94
32	39	2.50	136	0	0.56	0	0	0	1666	8.07	1638	8.07
33	41	2.50	105	0	0.55	0	0	0	1638	18.73	1662	10.3 2
34	43	2.37	124	0	0.55	0	0	1.02	1662	12.38	1651	6.3
35	43	2.59	141	0	0.42	0	0	0	1651	23.31	1681	10.6 0
36	42	2.50	85	0	0.29	0	0	0	1681	22.37	1659	12.5 1
37	42	2.59	96	0	0.27	0	0	0	1659	17.06	1675	9.52
38	43	2.38	94	0	0.31	0	0	0	1675	15.76	1680	8.96
39	42	2.63	29	0.28	0.30	0	0.30	0	1680	11.30	1695	11.3 0
40	42	2.70	149	0	0.29	0	0.37	0	1695	10.77	1624	10.7 7
41	42	3.37	38	0	0.25	0	0	0.65	1624	13.49	1670	7.91
42	41	3.32	88	0	0.42	0	0	0	1670	15.03	1672	7.97
43	42	3.36	218	0	0.35	0	0.25	0	1672	27.76	1666	5.16
44	41	3.39	85	0	0.28	0	0.56	0.65	1666	9.78	1667	9.78
45	42	3.40	40	0	0.27	0	0.73	0	1719	12.05	1676	7.57

炉次	铁水 /吨	废钢 /吨	补吹 氧量 /m ³	补加 铁皮 /吨	补加 石灰 /吨	补加 混料 /吨	补加 铁矿石 /吨	补加 白云石 /吨	一倒 钢水 温度 °C	一倒钢 水碳含 量 ×10 ⁻² %	终点 温度 °C	终 点 碳 含 量 ×10 ⁻²
46	43	3.35	123	0	0.21	0	0.67	0	1676	7.51	1639	7.51
47	43	3.30	179	0	0.29	0	0	0.72	1639	15.35	1696	15.35
48	40	3.44	212	0	0.40	0.13	1.32	0.66	1696	19.48	1649	4.86
49	43	3.40	101	0	0.56	0	1.03	0.79	1649	9.11	1653	9.11
50	42	3.35	35	0.04	0.51	0	0	0	1653	9.91	1682	7.84
51	42	3.31	128	0	0.46	0	0.4	0	1682	17.33	1634	9.76
52	42	3.75	68	0	0.47	0	1.32	0.78	1634	22.55	1659	14.9
53	41	3.59	46	0	0.42	0	0	0	1675	8.93	1700	6.03
54	43	2.48	93	0	0.39	0	0.13	0	1692	8.41	1672	4.14
55	43	2.49	104	0.16	0.33	0	0.19	0	1672	13.70	1637	6.79
56	42	2.62	150	0	0.22	0	0.15	0	1639	10.34	1631	5.13
57	41	2.28	257	0	0.18	0	0.16	0.73	1639	18.43	1661	8.36
58	42	2.4	150	0.2	0.02	0	0.67	0.62	1661	18.52	1663	7.52
59	43	2.49	76	0	0.07	0	0	0.99	1663	13.28	1685	11.28
60	43	2.51	149	0	0.31	0	0	1.09	1685	24.21	1700	7.80
61	42	2.36	56	0	0.24	0	0	0.58	1654	25.32	1684	5.47
62	41	2.53	105	0.1	0.32	0	0	0.47	1647	24.54	1654	6.63
63	42	2.45	80	0.05	0.28	0	0	0.51	1650	24.86	1669	6.05
64	41	2.49	92	0.07	0.30	0	0	0.49	1648	24.70	1663	6.34
65	42	2.47	86	0.06	0.29	0	0	0.50	1649	24.78	1666	6.19
66	42	2.48	89	0.15	0.40	0	0.10	0.35	1678	25.36	1685	7.42
67	41	2.28	150	0.09	0.34	0	0.05	0.43	1664	25.57	1675	6.79
68	43	2.38	119	0.12	0.37	0	0.08	0.39	1671	25.45	1680	7.09
69	44	2.33	134	0.16	0.35	0.10	0.06	0.41	1667	25.49	1677	6.94
70	41	2.35	126	0.14	0.36	0.05	0.07	0.40	1669	25.47	1678	7.01

表 3.2 4#转炉生产数据的总括值

生产数据	最小值	下四分数	中位数	上四分数	最大值
铁水	41	42	43	44	45
废钢	2	2.64	2.8	2.96	3.75
补吹氧气	29	156	170	184	303
补加铁皮	0	0.2	0.3	0.42	0.5
补加石灰	0.02	0.36	0.48	0.58	1.06
补加混料	0	0.10	0.15	0.22	0.30
补加铁矿石	0	0.43	0.57	0.71	1.32
补加白云石	0	0.52	0.64	0.75	1.09
一倒钢水温度	1621	1666	1675	1685	1719
一倒碳含量	6.01	18.78	23.64	28.14	29.30
终点钢水温度	1623	1670	1682	1696	1719
终点碳含量	5.16	7.56	8.70	9.82	12.32

由上表中的转炉生产数据的总括值，再依据上端点=上四分数+（上四分数-下四分数）*3/2，下端点=下四分数-（上四分数-下四分数）*3/2，从而可以求得如表 3.2 所示的各生产数据的端点值。

表 3.3 4#转炉生产数据的端点值

生产数据	下端点	上端点
铁水	41	45
废钢	2.16	3.44
补吹氧气	114	226
补加铁皮	0	0.5
补加石灰	0.03	0.91
补加混料	0	0.3
补加铁矿石	0	1.13
补加白云石	0	1.09
一倒钢水温度	1638	1714
一倒碳含量	6.01	29.3
终点钢水温度	1631	1719
终点碳含量	5.16	12.32

由上表中各生产数据的上端点值和下端点值可以确定出各生产数据的正常

区间，认定端点之外的数据为边远值。从该表中可以发现废钢量，补吹氧气量，补加石灰，一倒钢水温度，终点钢水温度是存在边远值的，要对其进行处理。

3.2 生产数据离群值的处理

对于上述检出的生产数据的边远值，应尽可能寻找产生这些边远值的技术和物理原因，以此来作为处理边远值的依据。处理边远值的方式有：将边远值保留在样本中，参加其后的数据分析；允许剔除边远值，即将边远值从样本中排除；允许剔除边远值，并追加适宜的观测值计入样本；在找到实际原因时修正边远值。总之，寻找合适的方法来发现和处理这些异常数据十分重要，或舍弃或校正，慎重处理。

由于转炉炼钢生产数据样本之间存在程度不同的相似性，故将生产数据的集合看作投射在 n 维空间上点的集合，度量数据点之间的距离，以该距离作为划分类型的依据。将相似程度不同的数据点分别聚合，关系密切的聚合到一小的分类单位，关系疏远的聚合到一大的分类单位，直到所有的数据点聚合完毕。

分析表 3.1 中的这些生产数据，将全部生产数据集分成四类，结果如表 3.4 所示

表 3.4 4#转炉生产数据的聚类数及其分布

聚类数	样本/组	所占比例/%
1	23	32.9
2	21	30
3	7	10
4	19	27.1

从表 3.4 中可以看出第 3 类数据只占中总体样本数的 10%，其分布明显有别于他组数据，因此可将该组数据视为异常数据。

上面分别通过总括值的方法选取出了边远值，通过聚类分析的方法选取出了存在异常数据的样本组，同时存在边远值和异常数据的样本组有 5 组，炉次分别为 1, 6, 15, 28, 52，将这些炉次的样本组剔除。存在异常数据但不存在边远值的有 2 组数据，予以保留，留待分析。存在边远值但不存在异常数据的依然被视为离群数据，这样的样本组有 5 组，炉次分别为 18, 41, 45, 53, 62，将这些样本组也剔除。

这样经过筛选后，用于训练的转炉炼钢生产数据的样本组剩下了 35 组，用于测试的转炉炼钢生产数据的样本组剩下了 25 组。将炉次重新编排，如表 3.5 所示，现在剩下了 60 炉的生产数据。

表 3.5 江苏永钢集团 4#50 吨转炉经过筛选后的生产数据

炉次	铁水/吨	废钢/吨	补吹氧量/m ³	补加铁皮/吨	补加石灰/吨	补加混料/吨	补加铁矿石/吨	补加白云石/吨	一倒钢水温度/°C	一倒钢水碳含量×10 ⁻² %	终点温度/°C	终点碳含量×10 ⁻²
1	42	2.63	170	0	0.21	0.10	0.91	0.69	1666	34.00	1674	12.48
2	41	2.59	183	0	0.53	0	0.15	0	1674	23.90	1680	6.47
3	44	2.68	303	0	0.78	0	0.14	0	1680	28.14	1640	12.68
4	42	2.55	171	0	0.67	0.29	0.13	0	1640	23.64	1662	6.84
5	44	2.75	157	0	0.32	0.03	0	0.65	1641	12.32	1652	12.32
6	42	2.56	166	0	0.25	0	0	0	1652	18.77	1650	7.53
7	42	2.80	283	0	0.36	0	0.45	0	1650	39.30	1659	7.89
8	43	2.58	287	0	0.33	0	0.32	0	1659	32.06	1649	7.29
9	43	2.63	135	0	0.31	0	0.68	0	1649	19.30	1656	9.57
10	43	2.61	97	0	0.38	0	0	0	1656	11.53	1653	8.70
11	41	2.55	108	0	0.30	0.10	0.57	0	1653	16.27	1647	6.66
12	42	2.79	128	0	0.34	0.28	0.89	0	1647	18.09	1652	5.45
13	40	2.43	171	0	0.35	0	0	0	1639	34.22	1649	9.82
14	40	2.70	76	0.42	0.27	0	1.15	0.8	1649	6.26	1674	6.57
15	42	2.41	141	0	0.55	0	0.65	0	1643	32.43	1699	14.35
16	43	2.46	88	0	0.55	0	0	0.81	1699	23.36	1690	10.20
17	42	2.32	146	0.5	0.48	0	0.72	0	1690	27.92	1688	9.47
18	43	2.49	106	0	0.30	0	0	0	1688	13.82	1672	7.73
19	43	2.47	112	0	0.40	0	0.12	0	1672	6.00	1711	6.00
20	43	2.75	103	0	0.33	0	0.21	0.78	1711	13.08	1665	8.10
21	42	2.48	84	0	0.41	-0	0.14	0.67	1665	20.35	1685	7.71
22	43	2.50	114	0	0.53	0	0	0	1685	20.13	1657	7.19
23	43	2.52	97	0	0.68	0	0	0	1657	15.13	1676	8.01

炉次	铁水 /吨	废钢 /吨	补吹 氧量 /m ³	补加 铁皮 /吨	补加 石灰 /吨	补加 混料 /吨	补加 铁矿石 /吨	补加 白云石 /吨	一倒 钢水 温度 °C	一倒钢 水碳含 量 ×10 ⁻² %	终点 温度 °C	终 点 碳 含 量 ×10 ⁻²
24	41	2.61	195	0.18	0.55	0	0.15	0	1666	10.20	1632	10.20
25	45	2.50	99	0.25	1.06	0	0.38	0	1642	11.18	1719	5.93
26	43	2.34	119	0	0.45	0	0.22	0	1667	16.35	1666	4.94
27	39	2.50	136	0	0.56	0	0	0	1666	8.07	1638	8.07
28	41	2.50	105	0	0.55	0	0	0	1638	18.73	1662	10.32
29	43	2.37	124	0	0.55	0	0	1.02	1662	12.38	1651	6.3
30	43	2.59	141	0	0.42	0	0	0	1651	23.31	1681	10.60
31	42	2.50	85	0	0.29	0	0	0	1681	22.37	1659	12.514
32	42	2.59	96	0	0.27	0	0	0	1659	17.06	1675	9.5
33	43	2.38	94	0	0.31	0	0	0	1675	15.76	1680	8.96
34	42	2.63	29	0.28	0.30	0	0.30	0	1680	11.30	1695	11.30
35	42	2.70	149	0	0.29	0	0.37	0	1695	10.77	1624	10.77
36	41	3.32	88	0	0.42	0	0	0	1670	15.03	1672	7.97
37	42	3.36	218	0	0.35	0	0.25	0	1672	27.76	1666	5.16
38	41	3.39	85	0	0.28	0	0.56	0.65	1666	9.78	1667	9.78
39	43	3.35	123	0	0.21	0	0.67	0	1676	7.51	1639	7.51
40	43	3.30	179	0	0.29	0	0	0.72	1639	15.35	1696	15.35
41	40	3.44	212	0	0.40	0.13	1.32	0.66	1696	19.48	1649	4.86
42	43	3.40	101	0	0.56	0	1.03	0.79	1649	9.11	1653	9.11
43	42	3.35	35	0.04	0.51	0	0	0	1653	9.91	1682	7.84
44	42	3.31	128	0	0.46	0	0.4	0	1682	17.33	1634	9.76
45	43	2.48	93	0	0.39	0	0.13	0	1692	8.41	1672	4.14
46	43	2.49	104	0.16	0.33	0	0.19	0	1672	13.70	1637	6.79

炉次	铁水/吨	废钢/吨	补吹氧量/m ³	补加铁皮/吨	补加石灰/吨	补加混料/吨	补加铁矿石/吨	补加白云石/吨	一倒钢水温度/℃	一倒钢水碳含量×10 ⁻² %	终点温度/℃	终点碳含量×10 ⁻²
47	42	2.62	150	0	0.22	0	0.15	0	1639	10.34	1631	5.13
48	41	2.28	257	0	0.18	0	0.16	0.73	1639	18.43	1661	8.36
49	42	2.4	150	0.2	0.02	0	0.67	0.62	1661	18.52	1663	7.52
50	43	2.49	76	0	0.07	0	0	0.99	1663	13.28	1685	11.28
51	43	2.51	149	0	0.31	0	0	1.09	1685	24.21	1700	7.80
52	42	2.36	56	0	0.24	0	0	0.58	1654	25.32	1684	5.47
53	42	2.45	80	0.05	0.28	0	0	0.51	1650	24.86	1669	6.05
54	41	2.49	92	0.07	0.30	0	0	0.49	1648	24.70	1663	6.34
55	42	2.47	86	0.06	0.29	0	0	0.50	1649	24.78	1666	6.19
56	42	2.48	89	0.15	0.40	0	0.10	0.35	1678	25.36	1685	7.42
57	41	2.28	150	0.09	0.34	0	0.05	0.43	1664	25.57	1675	6.79
58	43	2.38	119	0.12	0.37	0	0.08	0.39	1671	25.45	1680	7.09
59	44	2.33	134	0.16	0.35	0.10	0.06	0.41	1667	25.49	1677	6.94
60	41	2.35	126	0.14	0.36	0.05	0.07	0.40	1669	25.47	1678	7.01

3.3 数据标准化

以上已经将转炉生产数据中的异常值剔除,但由于这些生产数据之间存在着量纲、数量级等方面的问题,有些生产数据之间例如一倒钢水温度和补加的石灰石,它们之间的取值相差就非常悬殊,另外 BP 神经网络模型只接受[0,1]之间的数值,所以要对这些生产数据进行标准化处理,使其符合模型输入的要求。

数据的标准化按下式计算

$$x_s = \begin{cases} 1 & x_{\max} = x_{\min} \\ \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} & x_{\max} > x_{\min} \end{cases} \quad (3.1)$$

其中 x_{\max} 为该生产数据的最大取值, x_{\min} 为该生产数据的最小取值, x 为该

生产数据的一个实际值， x_s 为该生产数据的一个实际值经过标准化处理得到的值。

按照式 (3.1) 对表 3.5 中经过筛选后得到的这些生产数据再进行标准化处理，得到所有生产数据的标准化值如表 3.6 所示。

表 3.6 江苏永钢集团 4#转炉生产数据标准化值

炉次	铁水	废钢	补吹氧量	补加铁皮	补加石灰	补加混料	补加铁矿石	补加白云石	一倒钢水温度	一倒钢水碳含量	终点温度	终点碳含量
1	0.5	0.30	0.51	0.00	0.18	0.34	0.69	0.63	0.38	0.84	0.53	0.74
2	0.3	0.27	0.56	0.00	0.49	0.00	0.11	0.00	0.49	0.54	0.59	0.21
3	0.8	0.34	1.00	0.00	0.73	0.00	0.11	0.00	0.58	0.66	0.17	0.76
4	0.5	0.23	0.52	0.00	0.63	1.00	0.10	0.00	0.03	0.53	0.40	0.24
5	0.8	0.41	0.47	0.00	0.29	0.10	0.00	0.60	0.04	0.19	0.29	0.73
6	0.5	0.24	0.50	0.00	0.22	0.00	0.00	0.00	0.19	0.38	0.27	0.30
7	0.5	0.45	0.93	0.00	0.33	0.00	0.34	0.00	0.16	1.00	0.37	0.33
8	0.7	0.26	0.94	0.00	0.30	0.00	0.24	0.00	0.29	0.78	0.26	0.28
9	0.7	0.30	0.39	0.00	0.28	0.00	0.52	0.00	0.15	0.40	0.34	0.48
10	0.7	0.28	0.25	0.00	0.35	0.00	0.00	0.00	0.25	0.17	0.31	0.41
11	0.3	0.23	0.29	0.00	0.27	0.34	0.43	0.00	0.21	0.31	0.24	0.22
12	0.5	0.44	0.36	0.00	0.31	0.97	0.67	0.00	0.12	0.36	0.29	0.12
13	0.2	0.13	0.52	0.00	0.32	0.00	0.00	0.00	0.01	0.85	0.26	0.51
14	0.2	0.36	0.17	0.84	0.24	0.00	0.87	0.73	0.15	0.01	0.53	0.22
15	0.5	0.11	0.41	0.00	0.51	0.00	0.49	0.00	0.07	0.79	0.79	0.91
16	0.7	0.16	0.22	0.00	0.51	0.00	0.00	0.74	0.84	0.52	0.69	0.54
17	0.5	0.03	0.43	1.00	0.44	0.00	0.55	0.00	0.71	0.66	0.67	0.48
18	0.7	0.18	0.28	0.00	0.27	0.00	0.00	0.00	0.68	0.23	0.51	0.32
19	0.7	0.16	0.30	0.00	0.37	0.00	0.09	0.00	0.47	0.00	0.92	0.17
20	0.7	0.41	0.27	0.00	0.30	0.00	0.16	0.72	1.00	0.21	0.43	0.35
21	0.5	0.17	0.20	0.00	0.38	0.00	0.11	0.61	0.37	0.43	0.64	0.32
22	0.7	0.19	0.31	0.00	0.49	0.00	0.00	0.00	0.64	0.42	0.35	0.27
23	0.7	0.21	0.25	0.00	0.63	0.00	0.00	0.00	0.26	0.27	0.55	0.35

炉次	铁水 /吨	废钢 /吨	补吹 氧量 /m ³	补加 铁皮 /吨	补加 石灰 /吨	补加 混料 /吨	补加 铁矿石 /吨	补加 白云石 /吨	一倒 钢水 温度 °C	一倒钢 水碳含 量 ×10 ⁻² %	终点 温度 °C	终 点 碳 含 量 ×10 ⁻²
24	0.3	0.28	0.61	0.36	0.51	0.00	0.11	0.00	0.38	0.13	0.08	0.54
25	1.0	0.19	0.26	0.50	1.00	0.00	0.29	0.00	0.05	0.16	1.00	0.16
26	0.7	0.05	0.33	0.00	0.41	0.00	0.17	0.00	0.40	0.31	0.44	0.07
27	0.0	0.19	0.39	0.00	0.52	0.00	0.00	0.00	0.38	0.06	0.15	0.35
28	0.3	0.19	0.28	0.00	0.51	0.00	0.00	0.00	0.00	0.38	0.40	0.55
29	0.7	0.08	0.35	0.00	0.51	0.00	0.00	0.94	0.33	0.19	0.28	0.19
30	0.7	0.27	0.41	0.00	0.38	0.00	0.00	0.00	0.18	0.52	0.60	0.58
31	0.5	0.19	0.20	0.00	0.26	0.00	0.00	0.00	0.59	0.49	0.37	0.75
32	0.5	0.27	0.24	0.00	0.24	0.00	0.00	0.00	0.29	0.33	0.54	0.48
33	0.7	0.09	0.24	0.00	0.28	0.00	0.00	0.00	0.51	0.29	0.59	0.43
34	0.5	0.30	0.00	0.56	0.27	0.00	0.23	0.00	0.58	0.16	0.75	0.64
35	0.5	0.36	0.44	0.00	0.26	0.00	0.28	0.00	0.78	0.14	0.00	0.59
36	0.3	0.90	0.22	0.00	0.38	0.00	0.00	0.00	0.44	0.27	0.51	0.34
37	0.5	0.93	0.69	0.00	0.32	0.00	0.19	0.00	0.47	0.65	0.44	0.09
38	0.3	0.96	0.20	0.00	0.25	0.00	0.42	0.60	0.38	0.11	0.45	0.50
39	0.7	0.92	0.34	0.00	0.18	0.00	0.51	0.00	0.52	0.05	0.16	0.30
40	0.7	0.88	0.55	0.00	0.26	0.00	0.00	0.66	0.01	0.28	0.76	1.00
41	0.2	1.00	0.67	0.00	0.37	0.45	1.00	0.61	0.79	0.40	0.26	0.06
42	0.7	0.97	0.26	0.00	0.52	0.00	0.78	0.72	0.15	0.09	0.31	0.44
43	0.5	0.92	0.02	0.08	0.47	0.00	0.00	0.00	0.21	0.12	0.61	0.33
44	0.5	0.89	0.36	0.00	0.42	0.00	0.30	0.00	0.60	0.34	0.11	0.50
45	0.7	0.17	0.23	0.00	0.36	0.00	0.10	0.00	0.74	0.07	0.51	0.00
46	0.7	0.18	0.27	0.32	0.30	0.00	0.14	0.00	0.47	0.23	0.14	0.24
47	0.5	0.29	0.44	0.00	0.19	0.00	0.11	0.00	0.01	0.13	0.07	0.09
48	0.3	0.00	0.83	0.00	0.15	0.00	0.12	0.67	0.01	0.37	0.39	0.38
49	0.5	0.10	0.44	0.40	0.00	0.00	0.51	0.57	0.32	0.38	0.41	0.30
50	0.7	0.18	0.17	0.00	0.05	0.00	0.00	0.91	0.34	0.22	0.64	0.64

炉次	铁水 /吨	废钢 /吨	补吹 氧量 /m ³	补加 铁皮 /吨	补加 石灰 /吨	补加 混料 /吨	补加 铁矿石 /吨	补加 白云石 /吨	一倒 钢水 温度 °C	一倒钢 水碳含 量 ×10 ⁻² %	终点 温度 °C	终 点 碳 含 量 ×10 ⁻²
51	0.7	0.20	0.44	0.00	0.28	0.00	0.00	1.00	0.64	0.55	0.80	0.33
52	0.5	0.07	0.10	0.00	0.21	0.00	0.00	0.53	0.22	0.58	0.63	0.12
53	0.5	0.15	0.19	0.10	0.25	0.00	0.00	0.47	0.16	0.57	0.47	0.17
54	0.3	0.18	0.23	0.14	0.27	0.00	0.00	0.45	0.14	0.56	0.41	0.20
55	0.5	0.16	0.21	0.12	0.26	0.00	0.00	0.46	0.15	0.56	0.44	0.18
56	0.5	0.17	0.22	0.30	0.37	0.00	0.08	0.32	0.55	0.58	0.64	0.29
57	0.3	0.00	0.44	0.18	0.31	0.00	0.04	0.39	0.36	0.59	0.54	0.24
58	0.7	0.09	0.33	0.24	0.34	0.00	0.06	0.36	0.45	0.58	0.59	0.26
59	0.8	0.04	0.38	0.32	0.32	0.34	0.05	0.38	0.40	0.59	0.56	0.25
60	0.3	0.06	0.35	0.28	0.33	0.17	0.05	0.37	0.42	0.58	0.57	0.26

这里需要注意的是，由于对数据进行了标准化的数据处理，神经网络的输出结果也会是一个标准化的值，但这个值并不是我们最终想要的结果，所以还必须对其进行反标准化，使输出值还原为原来的量纲值，具体计算公式如下：

$$x = x_{\min} + x_s (x_{\max} - x_{\min}) \quad (3.2)$$

3.4 本章小结

针对采集到的江苏永钢集团 4#转炉的生产数据，进行了数据的预处理。本文采用五方总括值和聚类分析结合的方法对转炉炼钢的生产数据进行离群值的识别和处理，并对经过筛选的数据进行了数据的标准化处理，使之能够适应神经网络的建模要求。

4 转炉炼钢终点预测模型建模

4.1 建模的目的与要求

根据江苏永钢集团 4#转炉的实际情况,可以把转炉炼钢的过程看作分段控制,以一倒时刻作为划分点,一倒之前的控制主要为静态控制,在一倒不成功的前提之下,还有一个补吹阶段,根据对江苏永钢集团转炉炼钢冶炼过程的调研,可以发现,一倒不成功,二倒不成功的情况大概有 15%左右的情况,也是存在的,所以也有必要对补吹阶段的吹炼策略进行优化,这时候可以根据一倒检测到的钢水温度和钢水碳含量等信息,将这些信息输入到控制模型当中,计算出达到目标钢水温度和碳含量所要补吹的氧气量以及冷却剂的加入量,然后再将计算出的补吹氧气量和补加的冷却剂量输入到预报模型当中,计算出终点可以达到的钢水温度和钢水碳含量,根据这个计算结果在一个区域中进行寻优,找到最合适的补吹氧气量和补加的冷却剂量,弥补传统氧平衡和热平衡模型不够准确的缺点,从而优化补吹阶段的吹炼策略,提高二倒的命中率。而预报模型是整个控制模型的基础,所以要先建立一种预报精度高而且收敛性较好的钢水终点温度和碳预报模型。

4.2 转炉炼钢线性回归终点预测模型

4.2.1 线性回归建模思想

所谓的回归分析,就是确定两种或两种以上变数间相互依赖的定量关系的一种统计分析方法。运用十分广泛,可用于预报、控制等问题^[22]。下面将简单地介绍一下线性回归模型的理论。

设 Y 是一个可观测的随机变量,它受到 $P-1$ 个非随机因素 X_1, X_2, \dots, X_{p-1} 和随机误差 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}$ 的影响,若 Y 与 X_1, X_2, \dots, X_{p-1} 有如下的线性关系:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1} + \varepsilon \quad (4.1)$$

其中 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}$ 是未知参数; ε 是均值为 0、方差为 $\delta^2 > 0$ 的不可观测的随机变量,称为误差项,假定 $\varepsilon \sim N(0, \delta^2)$ 。该模型称为线性回归模型, Y 为模型的因变量, X_1, X_2, \dots, X_{p-1} 为自变量。

要建立线性回归模型,首先要估计未知参数 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}$,为此,进行 $(n \geq p)$

次独立观测，得到 n 组数据 $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip-1}; y_i), i = 1, 2, \dots, n$ 。满足式 (3.1)，即有：

$$\begin{cases} y_1 = \beta_0 + \beta_1 x_{11} + \beta_2 x_{12} + \dots + \beta_{p-1} x_{1p-1} + \varepsilon_1 \\ y_2 = \beta_0 + \beta_1 x_{21} + \beta_2 x_{22} + \dots + \beta_{p-1} x_{2p-1} + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ y_n = \beta_0 + \beta_1 x_{n1} + \beta_2 x_{n2} + \dots + \beta_{p-1} x_{np-1} + \varepsilon_n \end{cases} \quad (4.2)$$

其中 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 相互独立且服从 $N(0, \delta^2)$ 分布。

令

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}_{n \times 1}, X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p-1} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np-1} \end{bmatrix}_{n \times p}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_{p-1} \end{bmatrix}_{p \times 1}, \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

则式 (4.2) 可简化成如下的矩阵形式：

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (4.3)$$

其中 Y 称为观测向量， X 称为设计矩阵，它们是由观测数据得到的、是已知的，并假定 X 为列满秩的， β 是待定估计的未知参数向量， ε 是不可观测的随机误差向量，式 (4.3) 称为线性回归模型的矩阵形式。

如果 Y 与 X_1, X_2, \dots, X_{p-1} 满足线性回归模型 (4.1)，则误差应是比较小的。因此，选择 β 使误差的平方和

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \varepsilon^T \varepsilon = (Y - X\beta)^T (Y - X\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{j=0}^{p-1} x_{ij} \beta_j)^2$$

达到最小，其中 $x_{i0} = 1 (i = 1, 2, \dots, n)$ 。为此，分别对 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}$ 求偏导令其等于 0，得

$$\frac{\partial S(\beta)}{\partial \beta_k} = - \sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{j=0}^{p-1} x_{ij} \beta_j) x_{ik} = 0, k = 0, 1, \dots, p-1$$

即

$$\sum_{i=1}^n y_i x_{ik} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^{p-1} x_{ij} x_{ik} \beta_j = \sum_{j=0}^{p-1} (\sum_{i=1}^n x_{ij} x_{ik}) \beta_j, k = 0, 1, \dots, p-1$$

进一步可写为矩阵形式

$$X^T X \beta = X^T Y$$

称此方程为正规方程。解正规方程，即得 β 的最小二乘估计 $\hat{\beta}$ 为

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (4.4)$$

由式 (4.3) 可知， $E(Y) = X\beta$ ，故 $E(\hat{\beta}) = (X^T X)^{-1} X^T E(Y)$ ，即 $\hat{\beta}$ 为 β 的一个无偏估计。

当给出 β 的估计 $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_{p-1})$ 后，将其代入式 (4.1) 并略去误差项，则称 $\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_2 + \hat{\beta}_2 X_2 + \dots + \hat{\beta}_{p-1} X_{p-1}$ 为回归方程，利用回归方程，可由自变量 X_1, X_2, \dots, X_{p-1} 的观测值求出因变量 Y 的估计值。

4.2.2 转炉炼钢线性回归预报模型

本文用 y_T 和 y_C 分别代表终点温度和终点钢水的碳含量，由于整个预报模型是在一倒不成功的情况下建立的，所以本文主要考虑的是补吹阶段对转炉终点影响比较大的吹炼因素，在补吹阶段需要加入一定量的氧气和冷却剂（主要是铁矿石），同时为了保证冶炼能够顺利进行，中间还要分批加入一些副原料，通常包括石灰、白云石、混料等。因此， y_T 和 y_C 与装入铁水量 X_1 ，废钢量 X_2 ，补吹氧气量 X_3 ，补加铁皮加入量 X_4 ，补加石灰加入量 X_5 ，补加混料加入量 X_6 ，补加铁矿石加入量 X_7 ，补加白云石加入量 X_8 ，倒炉取样测得的钢水温度 X_9 ，倒炉取样测得的钢水碳含量 X'_9 有关。前8个因变量完全相同，只是第9个因变量 y_T 对应倒炉取样测得的钢水温度 X_9 而 y_C 对应倒炉取样测得的钢水碳含量 X'_9 。

依据上一节提到的关于线性回归的理论，转炉炼钢终点温度和终点碳含量的线性回归模型可以由下列的线性关系式子来描述：

$$Y_T = \beta_{T0} + \beta_{T1} X_1 + \beta_{T2} X_2 + \dots + \beta_{T9} X_9 + \varepsilon \quad (4.5)$$

$$Y_C = \beta_{C0} + \beta_{C1} X_1 + \beta_{C2} X_2 + \dots + \beta_{C9} X'_9 + \varepsilon \quad (4.6)$$

首先将终点温度的设计矩阵确定为35炉的实测数据（装入铁水量，废钢量，补吹氧气量，补加铁皮加入量，补加石灰加入量，补加混料加入量，补加矿石加入量，补加白云石加入量，倒炉取样测得的钢水温度）构成的矩阵，而观测向量为35炉的终点温度的实测值，从而得到转炉炼钢终点温度的线性回归模型的矩阵形式如下：

$$Y_T = X \beta_T + \varepsilon$$

$$\beta_T = \begin{bmatrix} \beta_{T0} \\ \beta_{T1} \\ \vdots \\ \beta_{T9} \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

其中 Y_T 为终点温度的观测向量， X 为终点温度的设计矩阵， β_T 为终点温度

的回归系数向量， ε 是不可观测的随机误差向量。

终点碳含量的设计矩阵同样也为35炉的实测数据（装入铁水量，废钢量，补吹氧气量，补加铁皮加入量，补加石灰加入量，补加混料加入量，补加铁矿石加入量，补加白云石加入量，倒炉取样测得的钢水碳含量），观测向量为35炉的终点碳含量的实测值，从而得到转炉炼钢终点碳含量的线性回归模型矩阵形式如下：

$$Y_C = X' \beta_C + \varepsilon$$

$$\beta_C = \begin{bmatrix} \beta_{C0} \\ \beta_{C1} \\ \vdots \\ \beta_{C9} \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

其中 Y_C 为终点温度的观测向量， X' 为终点温度的设计矩阵， β_C 为终点温度的回归系数向量， ε 是不可观测的随机误差向量。

由式（4.4）可以得到如下的求 β_T 和 β_C 的式子。

$$\beta_T = (X^T X)^{-1} X^T Y_T \quad (4.9)$$

$$\beta_C = (X'^T X')^{-1} X'^T Y_C \quad (4.10)$$

这样就分别求出了终点温度和终点碳含量的回归系数向量 β_T 和 β_C 。

再将下一炉的输入数据代入式（4.5）和（4.6）并略去误差项即可分别求得预报的终点温度和碳含量。因为线性回归模型对数据的量级没有特别的要求，所以这里选取的生产数据是上一章表3.5中经过筛选后的生产数据，但并未经过数据的标准化处理。

4.2.3 仿真研究

上述建模过程采用新息模型^[23]，就是在每炉钢炼完之后，根据冶炼的实际结果，将最新冶炼的这炉钢的数据加到建模所用的原始数列中，同时去掉最前边一炉的数据，以保持数据量不变，而且加入的最新数据是该炉在冶炼过程中没有出现较大异常情况（例如较大的溢渣和喷溅等情况）以确保预报精度，每次只对下一炉做出预报。然后重复上述过程，完成其余所有炉次的预报。

将 X ， Y_T 和 X' ， Y_C 分别代入式（4.9）和（4.10）可以求得终点温度和终点碳含量的回归系数向量，由该模型先得到第36炉的终点温度及碳含量预报值，然后再根据这一炉的冶炼结果，将最新的数据加到建模所用的原始序列中，以此类推，得到25炉的终点温度及碳含量的预报值，对应的曲线如图4.1和图4.2所示。

表 4.1 线性回归终点温度和终点碳含量预报结果

炉次	预报温度 (°C)	误差	预报碳 ($\times 10^{-2}\%$)	误差
36	1661.9	2.9	9.4017	-3.1123
37	1669.8	-5.2	12.5303	3.0303
38	1686.3	6.3	11.0664	2.1034
39	1672.5	-22.5	13.5981	2.2951
40	1627.3	3.3	15.0226	4.2456
41	1670.4	0.4	14.8778	6.9658
42	1666.6	-5.4	10.8584	2.8874
43	1659.3	-6.7	-0.0441	-5.2051
44	1649.5	-17.5	11.9688	2.1848
45	1691.3	15.3	8.4264	0.8504
46	1646.1	7.1	10.7433	3.2333
47	1683.5	-12.5	17.8165	2.4575
48	1631.1	-17.9	2.2665	-2.5935
49	1655.5	2.5	11.9891	2.8751
50	1679.3	-2.7	20.3550	12.508
51	1645.9	11.9	16.4391	6.6721
52	1657.0	-2.0	21.4241	6.4891
53	1701.8	1.8	11.7969	5.7589
54	1649.0	-23.0	10.6109	6.4709
55	1616.4	-20.6	11.3894	4.5934
56	1644.5	13.5	10.5951	5.4561
57	1644.2	-16.8	11.5047	3.1357
58	1655.1	-7.9	10.0002	2.4732
59	1682.4	-2.6	8.9082	-2.3768
60	1688.3	-11.7	9.2800	1.4750

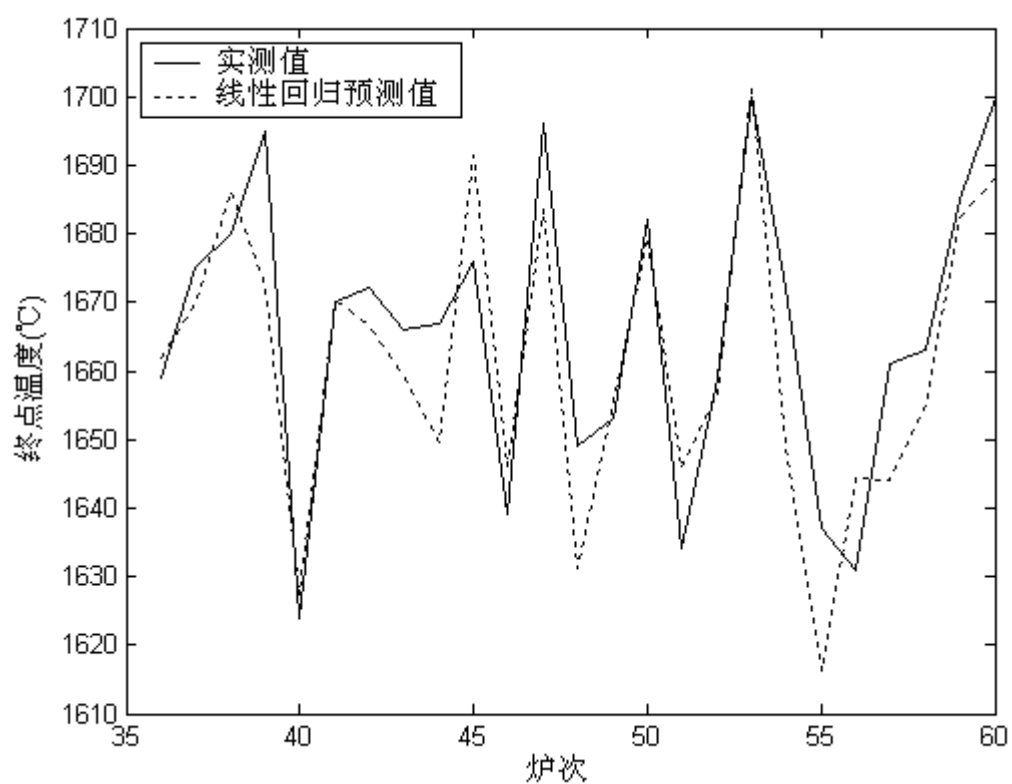


图 4.1 线性回归的终点温度预报结果

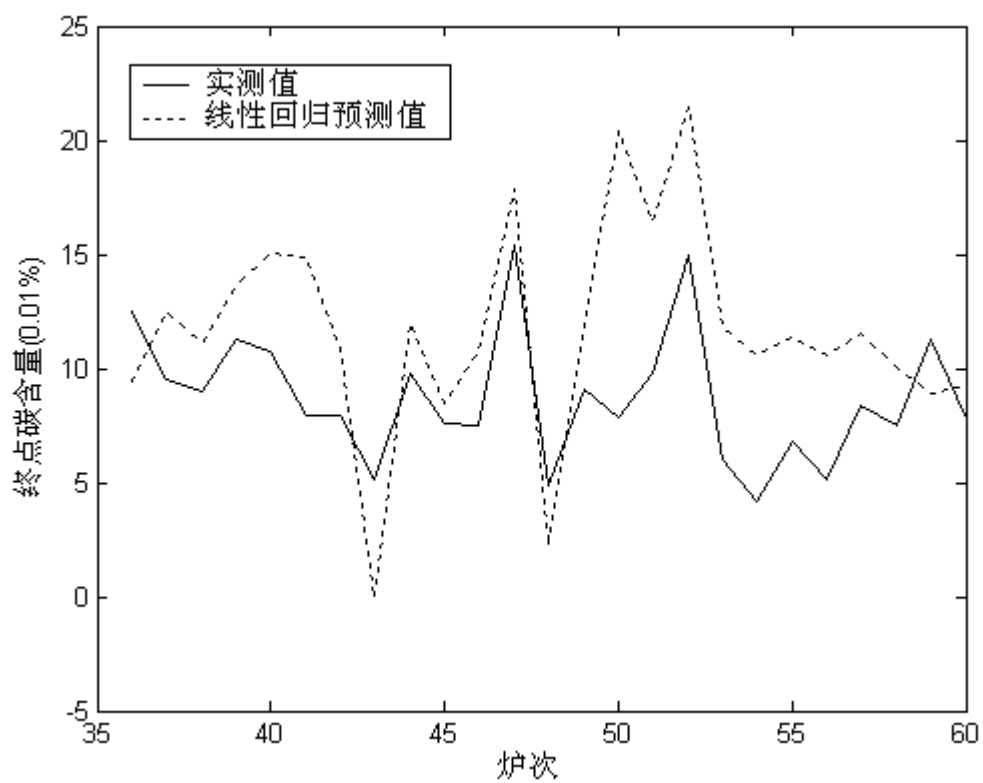


图 4.2 线性回归的终点碳含量预报结果

从表 4.1 可以看出当误差在 $|\Delta T| \leq 15^{\circ}\text{C}$, $|\Delta C| \leq 5$ 时, 线性回归终点温度命中率为 72%, 终点碳含量命中率为 68%, 双命中率为 44%, 命中率比较低。

从图 4.1 和图 4.2 可以看出线性回归模型对终点钢水温度和终点钢水碳含量的预报结果都不是十分理想, 预报精度比较低, 而基于人工神经网络自学习, 自组织和强鲁棒性的优点, 更能准确地指导生产, 下面采用神经网络的方法进行转炉炼钢终点预报模型的建立。

4.3 转炉炼钢 RBF 终点预测模型

4.3.1 RBF 神经网络简介

径向基函数神经网络也称RBF神经网络。它是一种局部逼近的神经网络, 由三层组成^[24]。输入层结点只是传递输入信号到隐层, 隐层节点由像高斯核函数那样的辐射状作用函数构成, 而输出层节点通常是简单的线性函数。

隐层节点中的作用函数(核函数)对输入信号将在局部产生响应, 也就是说, 当输入信号靠近核函数的中央范围时, 隐层节点将产生较大的输出^[25]。由此可看出这种网络具有局部逼近能力, 所以径向基函数也称为局部感知场网络^[26]。

由于RBF神经网络从输入层到隐含层是径向基函数, 从隐含层到输出层为线性关系, 可以采用线性调整技术, 因而收敛速度快, 且不易陷入局部极值点^[27]。所以我们采取RBF神经网络进行转炉炼钢预测模型的建模。

4.3.2 输入量的确定

由于本文研究的是在一倒不成功的前提下, 提高二次倒炉的命中率的, 所以本文关心的主要是补吹阶段对终点比较敏感的参数, 也就是说和终点温度和碳含量相关度比较大的参数。补吹氧量和补加冷却剂量是影响一倒不成功的前提下, 吹炼终点目标的直接因素。根据现场长时间观察, 并将现场一次倒炉吹炼成功的数据和补吹成功的数据对比可知, 在氧枪枪位按照操作工人正常吹炼模式下, 补吹阶段吹氧量和冷却剂加入量吹炼终点的影响最大。目前经验丰富的操作工人能够根据情况变化很好地控制好这两个量, 因此一次吹炼终点命中率高, 但是对于经验不丰富的操作工人来说, 则补吹的次数明显偏多。另外, 补加的石灰, 白云石, 混料, 铁皮都不同程度的还有碳, 所以会对终点的碳含量产生不同程度的影响, 而这些造渣料在造渣的过程中会发生吸热或者放热反应, 所以也会对终点的温度产生影响。而为了把上述的数据转化成吨钢的用量, 把废钢和铁水的加入量也作为神经网络的输入量。最终确定神经网络的输入量为废钢加入量, 铁水加入

量,补吹氧气量,补加石灰量,补加白云石量,补加混料量,补加冷却剂量(铁矿石),一倒检测到的钢水温度或者碳含量这9个量。

4.3.3 转炉炼钢 RBF 预测模型结构

接下来就要确定终点预测模型的 RBF 网络结构,采用 RBF 神经网络逼近式,采用上述的输入变量,可以建立如图所示的终点温度和终点碳含量的神经网络。

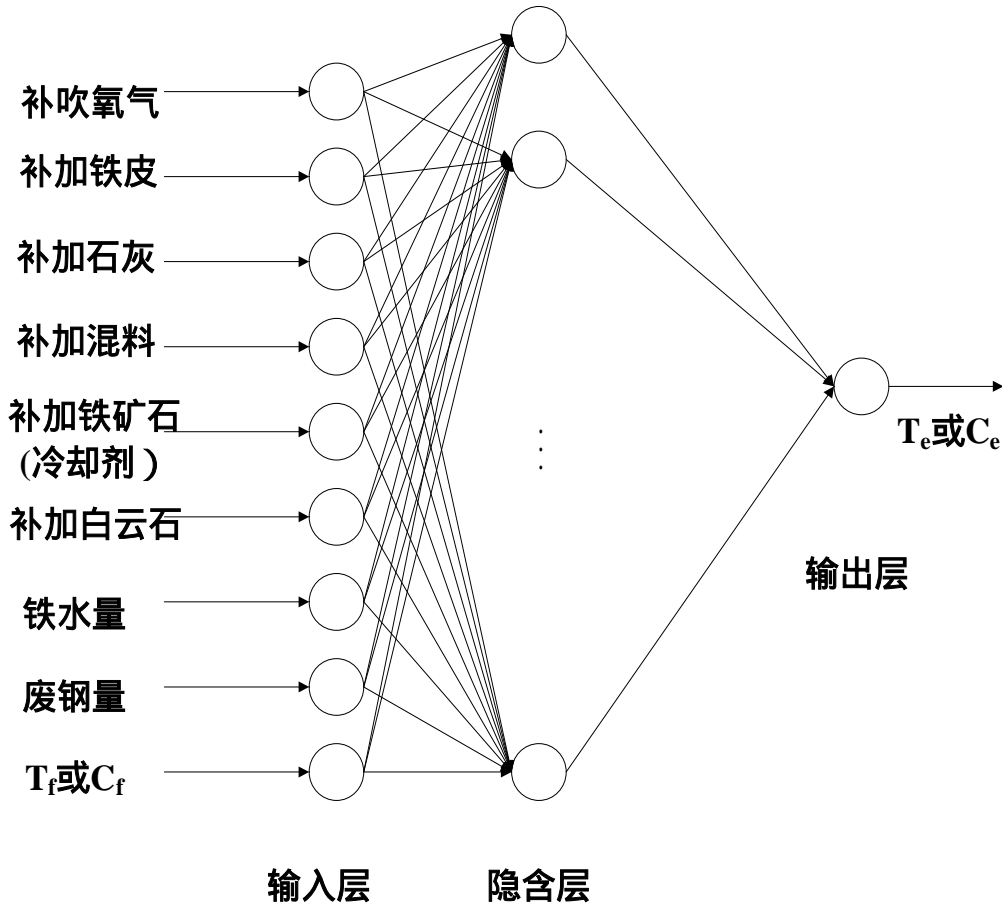


图 4.3 转炉炼钢终点预测 RBF 神经网络结构

这里转炉炼钢终点温度和碳含量模型的网络结构完全相同,如图所示,输入节点为 9 个,两个网络前 8 个节点是相同的,分别对应于装入铁水量、废钢量、补吹氧气量、补吹阶段加入铁皮量、石灰量、混料量、铁矿石量和白云石量,对于终点温度预报神经网络,第 9 个输入节点对应于第一次倒炉取样检测到的钢水温度 T_f ;而对于终点碳含量预报神经网络,第 9 个输入节点则对应与第一次倒炉取样检测到的钢水碳含量 C_f ,隐含节点数 m 由训练结果确定,输出节点为 1 个,对应于终点钢水温度 T_e 或者碳含量 C_e 。

在转炉炼钢终点 RBF 预测模型的建模过程中,我们首先要确定径向基函数,尽管径向基函数有多种形式,像薄板样条函数、高斯函数、多二次函数、逆多二次函数等^[28]。考虑到高斯函数简单且解析性好,光滑性好^[29],便于理论分析的

优点，我们这里选用最常用的高斯核函数。如下式所示^[30]：

$$u_j = \exp \left[-\frac{(X - C_j)^T (X - C_j)}{2\sigma_j^2} \right] \quad j=1, 2, \dots, N_h \quad (4.11)$$

式中， u_j 是第 j 个隐层节点的输出， $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是输入样本， C_j 是高斯函数的中心值， σ_j 是标准化常数， N_h 是隐层节点数。

终点预测模型中 RBF 网络的输出为隐层节点输出的线性组合，即

$$y_i = \sum_{j=1}^{N_h} w_{ij} u_j - \theta = W_i^T U \quad i=1, 2, \dots, 20 \quad (4.12)$$

w_{ij} 为隐含层到输出层的权值， $W_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN_h}, -\theta)^T$ ， $U = (u_1, u_2, \dots, u_{N_h}, 1)^T$ ， y_i 为模型的输出，这里对应预测的终点温度或者预测的终点碳含量，本文先确定隐含层的数目为 25，然后再根据训练结果进行调整。

接下来就进行神经网络的学习。学习过程分为两个阶段：首先我们根据所有的输入的各炉次的冶炼数据决定隐层各节点的高斯核函数的中心值 C_j 和标准化常数 σ_j 。第二阶段，在决定好隐层的参数后，根据样本，利用最小二乘原则，求出输出层的权值 w_i ^[31]。最后在完成第二阶段的学习后，再根据样本信号，同时校正隐层和输出层的参数，以进一步提高网络的精度^[32]。

4.3.4 转炉炼钢 RBF 预报模型网络中心的选取

在确定了转炉炼钢的终点 RBF 预报模型后，接下来的关键问题就是径向基函数中心的选取。从数据点中任意选取 RBF 中心构造出来的 RBF 网络的性能往往是不能令人满意的，并且这些中心还可能因为靠得太近而产生近似线性相关，从而带来数值上的病态问题^[33]。几种常用的 RBF 中心的选取方法有 随机选取 RBF 中心法，自组织学习法，有监督学习选取 RBF 中心法，正交最小二乘法选取 RBF 中心法^[34-36]。根据转炉炼钢 RBF 神经网络模型输入样本的数据特征，我们这里采用最近邻聚类学习算法选取径向基函数中心，算法如下：

(1) 选择适当的高斯函数宽度 r ，这里根据经验选取 $r = 0.5$ ；

(2) 从第一炉的冶炼数据样本对 (X^1, Y^1) 开始，在 X^1 上建立第一个聚类中心，使 $C^1 = X^1$ ；

$C^1 = (0.83, 0.29, 0.38, 0.19, 0.18, 0.03, 0.63, 0.78, 0.85)$ ；

(3) 考虑第二炉的冶炼数据样本对 (X^2, Y^2) ，求出 X^2 到 C^1 这个聚类中心的距离 $|X^2 - C^1|$ 距离为 0.12。因为 $|X^2 - C^1| > r$ ，所以将 X^2 作为一个新聚类中心，并令 $C^2 = X^2$ 。

$C^2 = (0.80, 0.34, 1.00, 0.00, 0.73, 0.00, 0.11, 0.00, 0.58)$ ；

(4) 考虑第 k 炉的冶炼数据样本对 (X^k, Y^k) 时, 已经存在 M 个聚类中心, 其中心点 C^1, C^2, \dots, C^M 。分别求出到这 M 个聚类中心的距离 $|X^k - C^i|$, $i=1, 2, \dots, M$, 设 $|X^k - C^j|$ 为其中的最小距离, 即 C^j 为 X^k 的最近邻聚类, 则: 如果 $|X^k - C^j| < r$, 那么 C^j 为 X^k 的最近邻聚类; 如果 $|X^k - C^j| > r$, 则将 X^k 作为新聚类中心, 令 $C^{M+1} = X^k$, $M = M + 1$ 。

用上述的这种方法确定出网络的 25 个聚类中心如下:

$$\begin{aligned}
 C^3 &= (0.70, 0.18, 0.28, 0.00, 0.27, 0.16, 0.72, 0.43, 0.35); \\
 C^4 &= (0.70, 0.30, 0.39, 0.00, 0.28, 0.00, 0.52, 0.00, 0.29); \\
 C^5 &= (0.50, 0.44, 0.36, 0.00, 0.31, 0.97, 0.67, 0.00, 0.12); \\
 C^6 &= (0.20, 0.13, 0.52, 0.00, 0.32, 0.00, 0.00, 0.00, 0.01); \\
 C^7 &= (0.50, 0.03, 0.43, 1.00, 0.44, 0.00, 0.55, 0.00, 0.71); \\
 C^8 &= (0.70, 0.03, 0.43, 1.00, 0.44, 0.00, 0.55, 0.00, 0.71); \\
 C^9 &= (0.30, 0.28, 0.61, 0.36, 0.51, 0.00, 0.11, 0.00, 0.38); \\
 C^{10} &= (0.70, 0.08, 0.35, 0.00, 0.51, 0.00, 0.00, 0.94, 0.33); \\
 C^{11} &= (0.50, 0.30, 0.00, 0.56, 0.27, 0.00, 0.23, 0.00, 0.58); \\
 C^{12} &= (0.70, 0.97, 0.26, 0.00, 0.52, 0.00, 0.78, 0.72, 0.15); \\
 C^{13} &= (0.50, 0.29, 0.44, 0.00, 0.19, 0.00, 0.11, 0.00, 0.01); \\
 C^{14} &= (0.30, 0.00, 0.83, 0.00, 0.15, 0.00, 0.12, 0.67, 0.01); \\
 C^{15} &= (0.50, 0.10, 0.44, 0.40, 0.00, 0.00, 0.51, 0.57, 0.32); \\
 C^{16} &= (0.70, 0.18, 0.17, 0.00, 0.05, 0.00, 0.00, 0.91, 0.34); \\
 C^{17} &= (0.70, 0.20, 0.44, 0.00, 0.28, 0.00, 0.00, 1.00, 0.64); \\
 C^{18} &= (0.50, 0.07, 0.10, 0.00, 0.21, 0.00, 0.00, 0.53, 0.22); \\
 C^{19} &= (0.70, 0.20, 0.44, 0.00, 0.28, 0.00, 0.00, 0.53, 0.22); \\
 C^{20} &= (0.50, 0.15, 0.19, 0.10, 0.25, 0.00, 0.00, 0.47, 0.16); \\
 C^{21} &= (0.30, 0.18, 0.23, 0.14, 0.27, 0.00, 0.00, 0.45, 0.14); \\
 C^{22} &= (0.70, 0.16, 0.21, 0.12, 0.26, 0.00, 0.00, 0.46, 0.15); \\
 C^{23} &= (0.90, 0.00, 0.44, 0.18, 0.31, 0.00, 0.04, 0.39, 0.36); \\
 C^{24} &= (0.70, 0.09, 0.33, 0.24, 0.34, 0.00, 0.06, 0.36, 0.45); \\
 C^{25} &= (0.80, 0.23, 0.38, 0.32, 0.32, 0.34, 0.36, 0.38, 0.40);
 \end{aligned}$$

4.3.5 转炉炼钢 RBF 预报模型网络权值的调整

中心确定后, 就可以对输出层的权值进行调整, 我们这里采用有加权遗忘因子的递归最小二乘法。具体的步骤为:

(1) 赋予权 $\omega_i (i=1, 2, \dots, 25)$ 初值;

初值随机选取，但是为了保证一定的收敛性，权值也不能选太大的值^[37-38]。

(2) 令循环变量 $k=1$ ；

(3) 根据以下公式计算隐层节点输出；

$$\varphi_k = \varphi(\|X^k - C^i\|) = \exp\left(-\frac{\|X^k - C\|}{2\delta^2}\right) \quad (4.13)$$

$$Q(k) = \frac{1}{\rho}[Q(k-1) - J(k)\varphi_k^T Q(k-1)] \quad (4.14)$$

其中 X^k 为第 k 炉的生产数据样本， $Q(0)$ 为逆相关矩阵，是一个 25×25 的正定对角阵（25 为隐含层节点数）， ρ （ $0 < \rho < 1$ ）为遗忘因子，本文选取 $\rho=0.1$ ， φ_k 为第 k 炉数据输入后的隐节点输出向量；

(4) 计算目标累积误差

$$E(k) = \rho E(k-1) + \frac{1}{2}[y(k) - \varphi_k^T \hat{w}(k-1)]^2 \quad (4.15)$$

其中 $E(k)$ 为第 k 炉数据输入后实际输出与网络输出之间的累积误差， $\hat{w}(k)$ 为第 k 个炉输入变量输入后的权值矩阵修正结果， k 是学习的次数， y 对应的是转炉炼钢终点温度或者终点碳含量的实际值。

(5) 判断是否 $E(k) < E$ ？如果 $E(k) < E$ 。则结束训练，否则判断是否 $k < N$ 。如果 $k < N$ ，则令 $k = k+1$ ，转第 (3) 步，否则转第 (1) 步。其中 N 为样本数， E 是预定设定的目标误差^[39]。

从上面的分析可以得出，神经网络的输出即转炉炼钢终点温度 T_e 和终点碳含量 C_e 分别为

$$\begin{aligned} T_e &= \omega_{TO} + \sum_{j=1}^m \omega_{Tj} \Phi(\|X_T - c_{Tj}\|), \\ C_e &= \omega_{CO} + \sum_{j=1}^m \omega_{Cj} \Phi(\|X_T - c_{Cj}\|). \end{aligned} \quad (4.16)$$

其中 $\omega_{TO} \in R$ 和 $\omega_{CO} \in R$ 为偏置项； $\omega_{Tj} \in R$ 和 $\omega_{Cj} \in R$ ($j=1, 2, \dots, 25$) 为隐含层到输出层的权值； $\Phi(\bullet)$ 为径向基函数； $\|\bullet\|$ 为欧氏范数； $c_{Tj} \in R^n$ 和 $c_{Cj} \in R^n$ 为网络中心。

4.3.6 仿真研究

以上一章表 3.6 中前 35 炉的经过筛选与标准化的生产数据作为训练样本训练网络，后 25 炉的生产数据作为测试样本测试网络的预报精度。误差准则取 $E=0.0001$ ，当精度取 $r=0.1$ 时，中心数为 25，以此模型为基础预报 25 炉的终点温度和碳含量并与表 3.5 中后 25 炉的实际终点温度和碳含量进行比较。为了

提高预报精度，采用递推方法，即不是在网络训练完成后一成不变地对以后的 25 炉进行预报，而只是对下一炉进行预报。预报后以新一炉的实际数据输入给模型，同时去掉最前边一炉的数据，以保持用于神经网络模型训练的仍为 35 炉的数据，训练结束后再预报出下一炉的终点温度和碳含量，以此类推，完成 25 炉的预报，对应的曲线如图 4.4 和图 4.5 所示。

从图 4.4 和图 4.5 可以看出，与线性回归模型相比，转炉炼钢 RBF 神经网络终点预报模型具有相对不错的预报精度。而表 4.2 以量化的形式计算出了终点预报温度和终点预报碳含量与实际值之间的误差。从表 4.2 可以看出当误差在 $|\Delta T| \leq 15^\circ\text{C}$ ， $|\Delta C| \leq 5$ 时，RBF 神经网络终点温度命中率为 84%，终点碳含量命中率为 84%，双命中率为 68%，命中率相对于线性回归预报模型已经有显著提高。

接下来研究一下这个模型的收敛性，衡量网络收敛性的主要指标就是训练的误差。在网络训练过程中，训练误差逐渐趋向不变，就代表该网络训练已经开始收敛了。图 4.6 和图 4.7 分别是转炉炼钢终点温度 RBF 预报模型和转炉炼钢终点碳含量 RBF 预报模型的训练误差曲线。

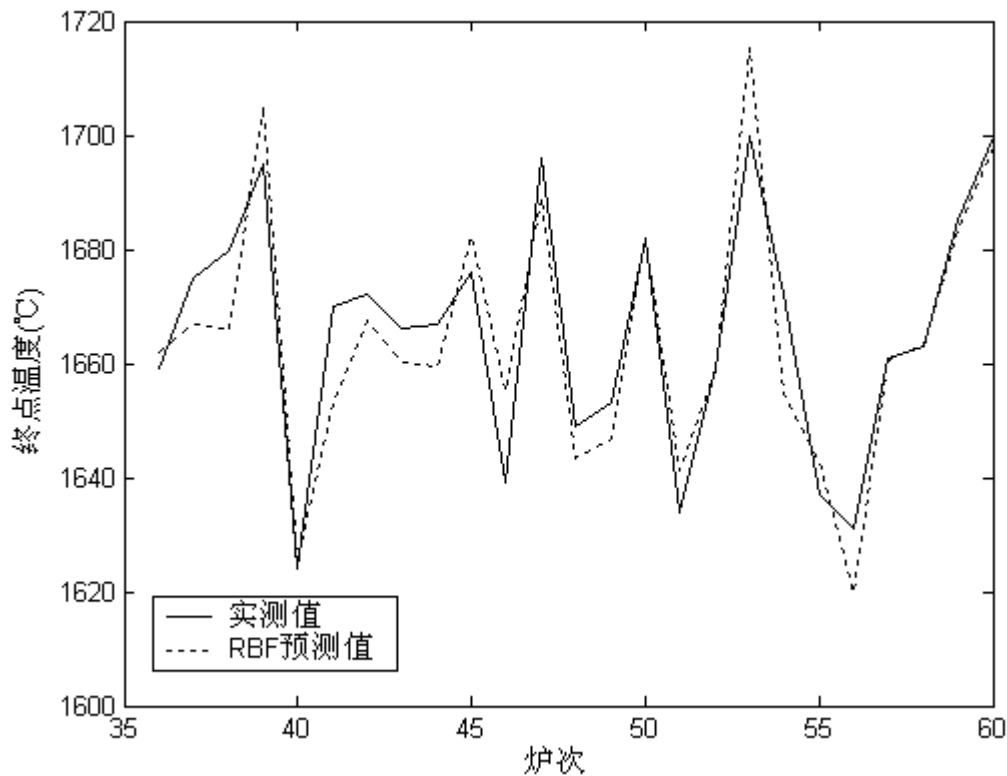


图 4.4 RBF 神经网络的终点温度预报结果

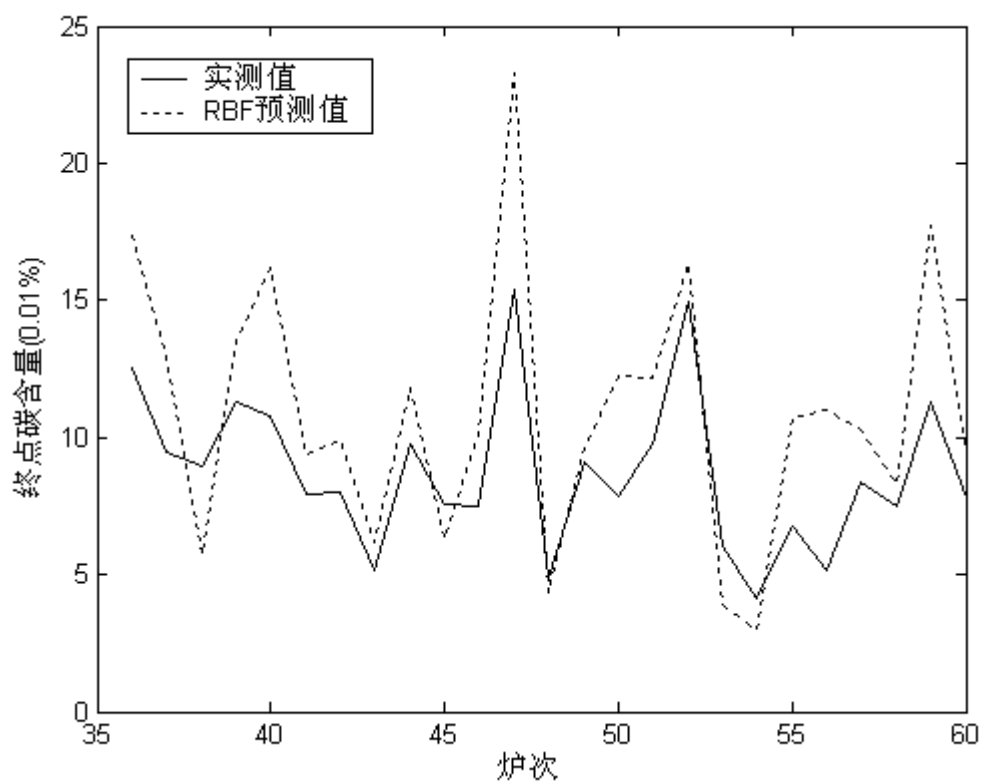


图 4.5 RBF 神经网络的终点碳含量预报结果

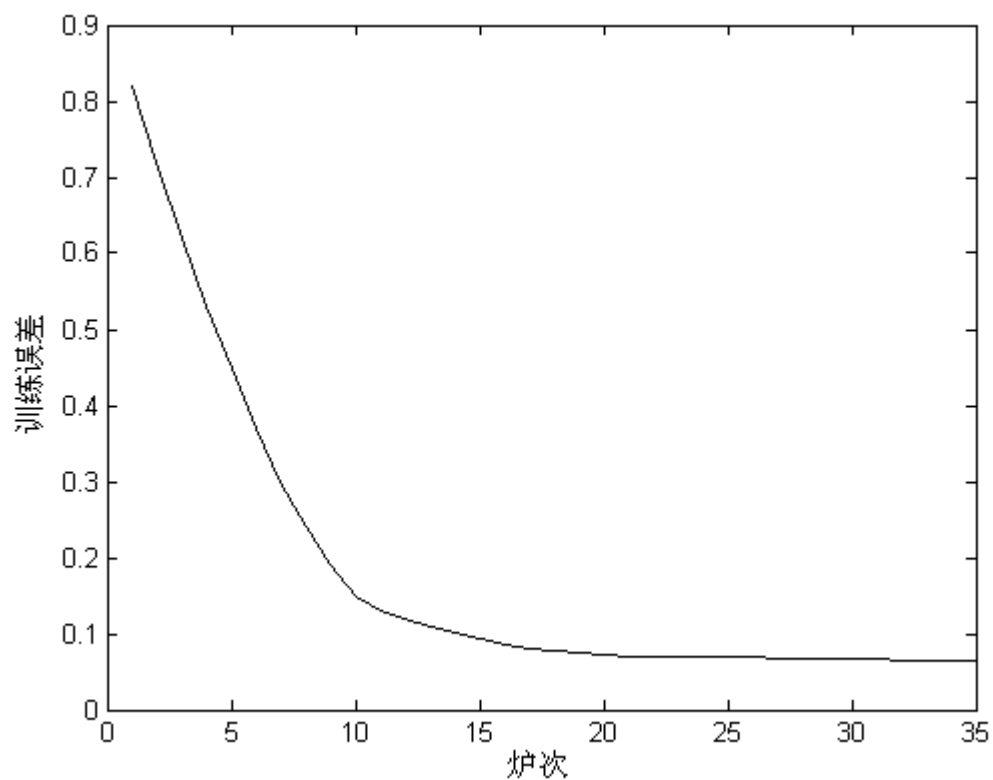


图 4.6 终点温度 RBF 预报模型训练误差曲线

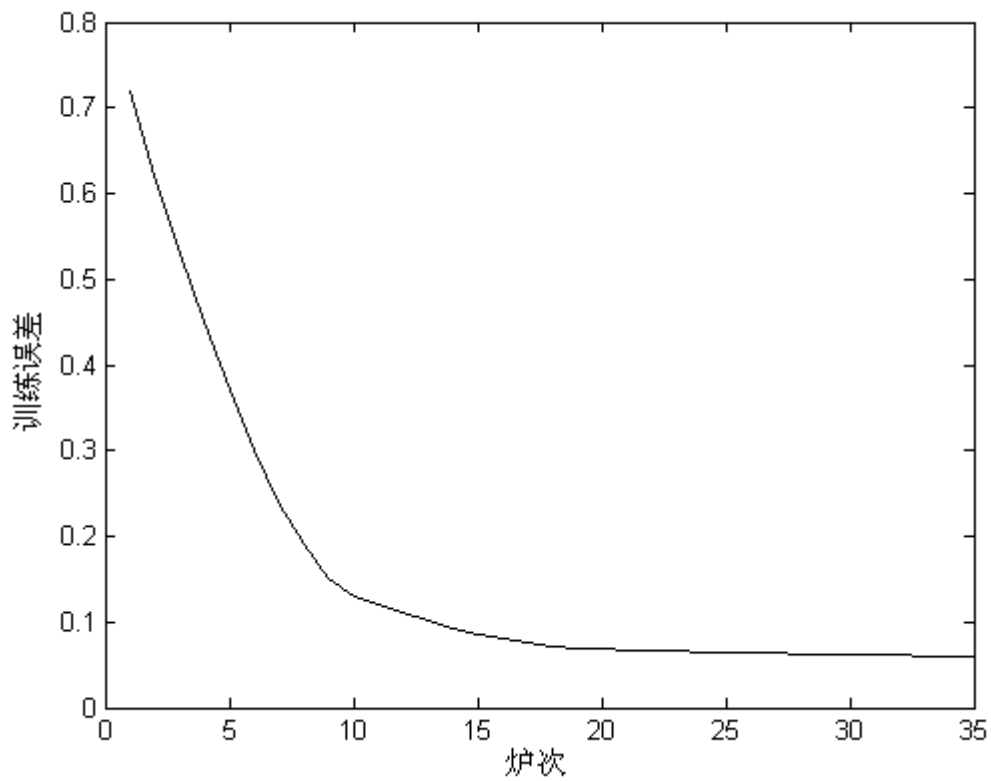


图 4.7 终点碳含量 RBF 预报模型训练误差曲线

表 4.2 RBF 神经网络终点温度和终点碳含量预报结果

炉次	预报温度 ($^{\circ}\text{C}$)	误差	预报碳含量 ($\times 10^{-2}\%$)	误差
36	1662.0	3.0	17.3426	4.8286
37	1667.0	-8.0	13.0001	3.5001
38	1665.7	-14.3	5.7541	-3.2089
39	1705.1	10.1	13.4616	2.1586
40	1625.3	1.3	16.1662	5.3892
41	1653.3	-16.7	9.3790	1.4670
42	1667.4	-4.6	9.9252	1.9542
43	1660.3	-5.7	6.1800	1.0190
44	1659.5	-7.5	11.8420	2.0580
45	1682.3	6.3	6.3044	-1.2716
46	1655.3	16.3	10.1556	2.6456
47	1688.9	-7.1	23.2900	7.9310
48	1643.2	-5.8	4.3209	-0.5391
49	1646.7	-6.3	9.6269	0.5129

炉次	预报温度 ($^{\circ}\text{C}$)	误差	预报碳含量 ($\times 10^{-2}\%$)	误差
50	1682.0	0.0	12.2715	4.4245
51	1641.1	7.1	12.1829	2.4159
52	1658.8	-0.2	16.3332	1.3982
53	1715.2	15.2	3.8835	-2.1545
54	1654.7	-17.3	2.9614	-1.1786
55	1642.7	5.7	10.7142	3.9182
56	1619.8	-11.2	10.9750	5.8360
57	1660.6	-0.4	10.2371	1.8681
58	1663.4	0.4	8.3026	0.7756
59	1683.2	-1.8	17.7013	6.4163
60	1698.2	-1.8	9.2417	1.4367

从图 4.6 和图 4.7 可以看出, 终点温度 RBF 预报模型在第 17 炉开始收敛, 而终点碳含量预报模型在第 18 炉开始收敛, 收敛性都不是特别影响, 初步分析是因为传统的神经网络的训练容易陷入局部极值, 停滞在局部极值的时间过长, 从而导致收敛速度变慢, 所以要寻求一种高效的学习算法对神经网络的训练过程, 主要是权值的调整过程进行优化, 从而使神经网络模型在训练时更快得收敛。下面尝试用混沌免疫粒子群算法对传统的 BP 神经网络进行权值调整的优化。

4.4 转炉炼钢基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络预测模型

4.4.1 混沌免疫粒子算法及其与 BP 的结合

粒子群优化算法是一种基于群智能的随机全局优化计算技术, 很多文献中用 PSO 算法训练积单元神经网络取得了良好效果, 国内目前也有不少将 PSO 算法用于优化神经网络的结构和参数, 但是, PSO 算法是根据全体粒子和自身搜索经验向着最优解的方向“飞行”, 在进行后期收敛速度明显变慢, 同时容易陷入局部极值。本文将人工免疫系统中的克隆选择和混沌算法引入了 PSO 算法, 提出一种混沌免疫粒子群优化算法 (CIPSO), 在算法中利用克隆和混沌变异等操作, 提高收敛速度和种群的多样性, 并将它应用到 BP 神经网络权值的训练当中。

4.4.2 转炉炼钢 CIPSO-BP 预测模型结构

BP 网络的模型结构和 RBF 网络的模型结构类似^[40], 这里不再赘述。如图所示：

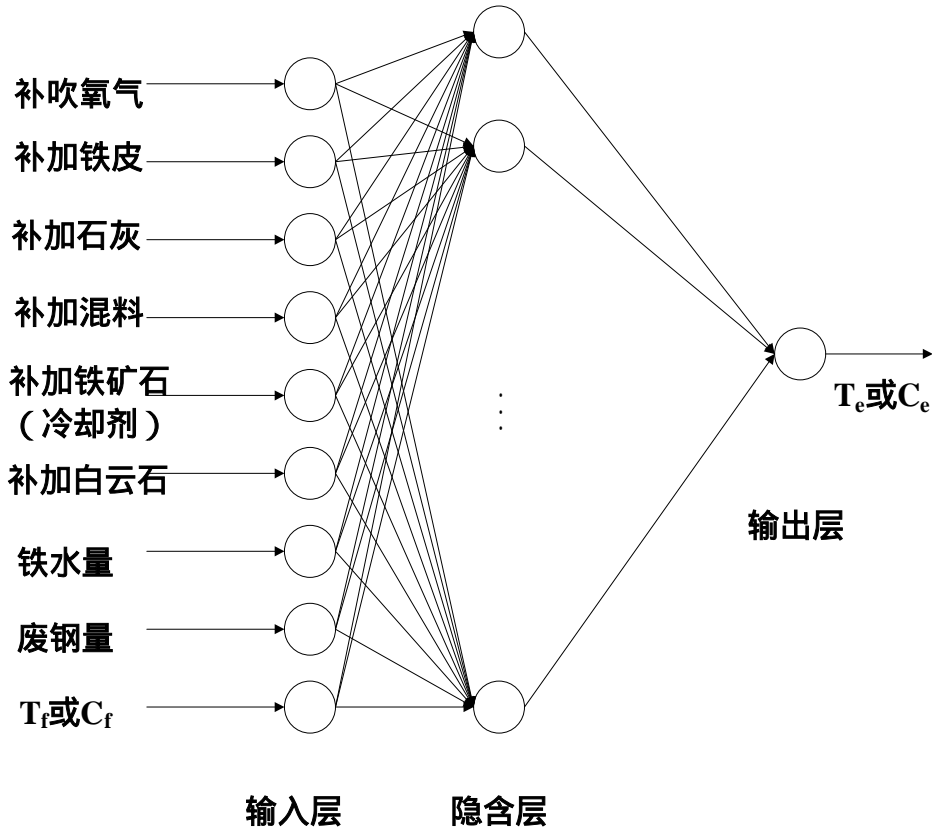


图 4.8 转炉终点 CIPSO-BP 预测模型结构

转炉终点碳、温预报神经网络模型共有三层，其中：

(1) 输入层节点数为 9 个。

(2) 隐层节点数：隐层单元数和学习样本的个数及其输入、输出变量的个数等因素相关^[41]。太少的话，可能会使网络不收敛或使网络缺乏鲁棒性^[42]；太多的话又会延长网络学习的时间，降低网络的训练速度，而且有可能出现“过学习”的情况，误差不一定最小^[43]。因此，对系统而言，存在一个最优隐层单元数的问题。可参考以下的经验公式^[44]：

$$h = \frac{1}{2}(i + j) + k \quad (4.17)$$

$$h = \log_2 i \quad (4.18)$$

式中， h 为隐层单元数， i 为输入单元数， j 为输出单元数， k 为 1–10 之间的整数。在这里先取 16 个，然后，观察网络性能；之后，再分别向两边取数，例如 10 和 22，并与此时的预测性能进行比较，检验中间层神经元个数对网络性能

的影响。当网络的预测误差达到最小时，网络中间层的神经元数目就是最佳值。上一节已经提到过，对于同一网络模型，终点钢水温度 T 和终点钢水碳含量 $[C]$ 的结构稍有不同，分开训练会得到更好的结果，根据以上的分析确定终点钢水温度网络模型的隐含层数目为 20，而终点碳含量网络模型的隐含层数目为 18。

(3) 输出层为钢水温度 T 和终点钢水碳含量 $[C]$ 。

(4) 激活函数的选取：本文这里选取 Sigmoid () 函数，原因是 Sigmoid () 函数连续，光滑，严格单调^[45]，比较适应这类模型的网络结构。

4.4.2 转炉炼钢 CIPSO-BP 预测模型网络训练

确定了模型的网络结构，接下来就要进行网络的训练，主要是对网络的权值进行调整，为了加快收敛速度，同时又保持粒子群的多样性，本文引入了混沌算法和人工免疫系统中的克隆机制，将目标函数和约束条件视为抗原，粒子群视为抗体，将亲和度高的抗体按与其亲和度成正比进行克隆，与亲和度成反比进行混沌变异；而将亲和度低的抗体按一定比例重新初始化，以保证多样性，这种算法称为混沌免疫粒子群算法，也就是 CIPSO。这种算法具有高速“飞行”的特点^[46]，所以能较好地克服 BP 神经网络训练过程中收敛速度慢的特点，另外，由于混沌免疫粒子算法中种群的多样性^[47]，能够提高转炉炼钢预测模型这样的多输入单输出的神经网络结构的稳定性，而且在权值的调整方面具有很好的特性，能使最后调整出的权值达到最优化。所以本文选取混沌免疫粒子算法对转炉炼钢 BP 神经网络预测模型的网络进行训练，不断地修正和调整网络的权值。训练步骤如下：

(1) 根据每炉次冶炼数据的收集情况和转炉炼钢终点预测模型网络结构的特点，确定种群规模 $N = 20$ ，适应值阈值 $\varepsilon = 0.1$ ，最大迭代次数 $G_{\max} = 200$ ，学习因子 $c1 = 1.5$ ， $c2 = 2$ ；

(2) 随机初始化网络的权值和阈值，确定转炉炼钢 BP 神经网络终点预测模型的权值和阈值；

(3) 根据权值，阈值和用于训练的冶炼数据，计算权值和阈值的亲和度并进行更新；

(4) 若达到结束条件，算法终止；

(5) 对所有权值和阈值进行更新，并限制其不超过边界；

(6) 根据抗体抗原亲和度排序，选出亲和度最高的 M 个权值和阈值组成精英克隆种群 A_k ，剩下的 $(20 - M)$ 个权值和阈值组成种群 B_k ；

(7) 对种群 A_k 中的权值和阈值进行克隆、混沌变异和选择操作，得到新一代精英种群 A_{k+1} ；

(8) 在种群 B_k 中取得 d 个亲和度最低的权值和阈值, 运用消亡算子予以抛弃, 将其重新初始化, 得到新种群 B_{k+1} ;

(9) 将种群 A_{k+1} 和 B_{k+1} 合并得到新一代种群 $P_{k+1} = A_{k+1} \cup B_{k+1}$;

(10) 回到 (3)。

4.4.3 仿真研究比较

同样选取上一章表 3.6 中前 35 炉的经过筛选与标准化的生产数据作为训练样本训练网络, 后 25 炉的生产数据作为测试样本测试网络的预报精度。

采用上节分析的网络结构, 按照上一节所述的步骤用混沌免疫粒子算法进行学习训练。这里同样采用新息模型, 也就是将最新冶炼的那一炉的生产数据加入到训练样本中, 同时去掉最前边一炉钢的数据, 以保持数据量不变, 另外为了保证炉与炉之间的自学习并确保预报精度, 加入的最新数据是该炉钢在冶炼过程中没有出现较大异常情况的炉次 (也就是未发生大的溢渣和喷溅等情况的炉次)。

根据转炉炼钢终点预测模型网络结构的特点, 混合免疫粒子算法其中的参数设置如下: 种群规模 $N = 20$; 最大迭代次数 $G_{\max} = 200$ 。竞赛规模 $Q = 10$, 学习因子 $c_1 = 1.5$, $c_2 = 2$, 学习率 $\eta = 0.01$, 动量系数 $\alpha = 0.6$, 目标误差 $e = 0.0001$ 。首先用前 35 炉的数据训练模型, 调整权值, 对第 36 炉作出预报, 然后再将第 36 炉的实际数据加到用于建模的数据中, 同时去掉第 1 炉的数据, 对模型进行修正, 然后用修正后的模型对第 37 炉作出预报, 依此类推, 从而得到其余 25 炉的预报结果对应的曲线如图 4.9 和图 4.10 所示。表 4.3 给出预报温度和终点碳含量的误差。

表 4.3 基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络终点温度和终点碳含量预报结果

炉次	预报温度 ($^{\circ}\text{C}$)	误差	预报碳含量 ($\times 10^{-2}\%$)	误差
36	1661.0	2.0	9.2626	-3.2514
37	1668.6	-6.4	12.3973	2.8973
38	1669.0	-11.0	12.6681	3.7051
39	1705.1	10.1	12.4616	1.1586
40	1621.5	-2.5	15.8847	5.1077
41	1666.0	-4.0	8.7032	0.7912
42	1679.5	7.5	5.8407	-2.1303
43	1650.5	-15.5	3.4815	-1.6795
44	1660.5	-6.5	11.6954	1.9114
45	1683.0	7.0	7.4108	-0.1652

炉次	预报温度 ($^{\circ}\text{C}$)	误差	预报碳含量 ($\times 10^{-2}\%$)	误差
46	1652.3	13.3	9.6634	2.1534
47	1690.7	-5.3	20.5083	5.1493
48	1652.5	3.5	10.9086	6.0486
49	1647.7	-5.3	9.8667	0.7527
50	1683.2	1.2	12.4508	4.6038
51	1640.5	6.5	11.9353	2.1683
52	1659.0	0.0	13.7615	-1.1735
53	1716.2	16.2	3.9064	-2.1316
54	1684.2	12.2	2.9684	-1.1716
55	1652.6	15.6	6.9665	0.1705
56	1635.5	4.5	5.7428	0.6038
57	1661.5	0.5	12.5361	4.1671
58	1662.9	-0.1	10.6922	3.1652
59	1686.0	1.0	15.5377	4.2527
60	1701.3	1.3	9.1485	1.3435

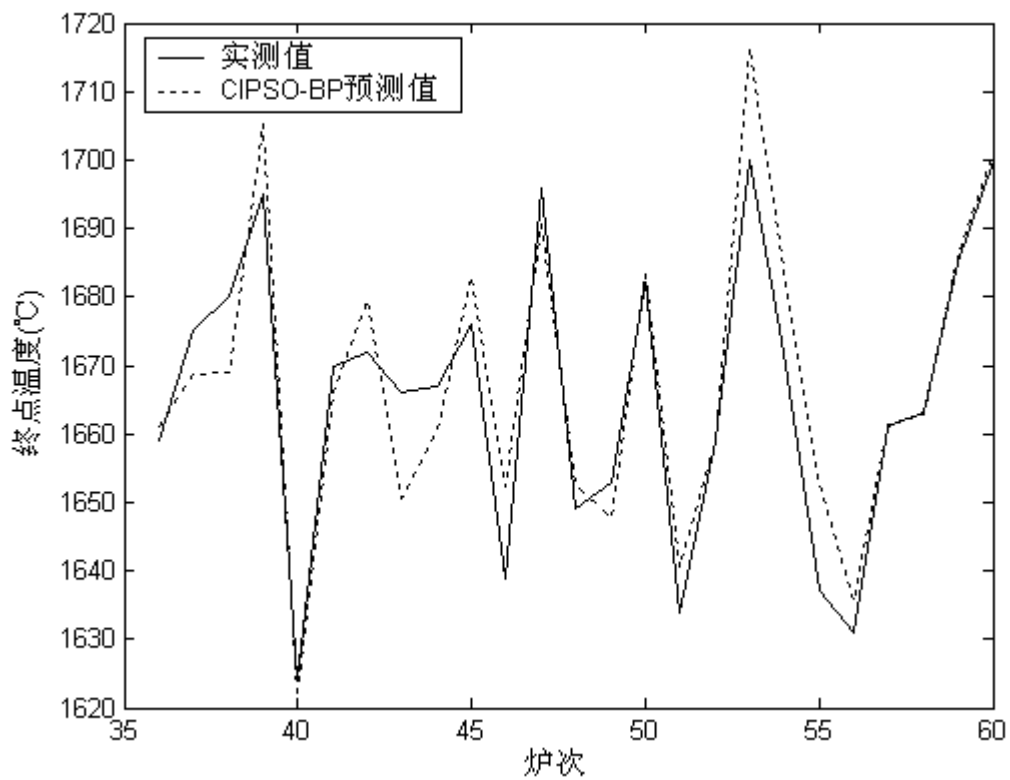


图4.9 基于混沌免疫粒子算法优化的BP神经网络终点温度预报结果

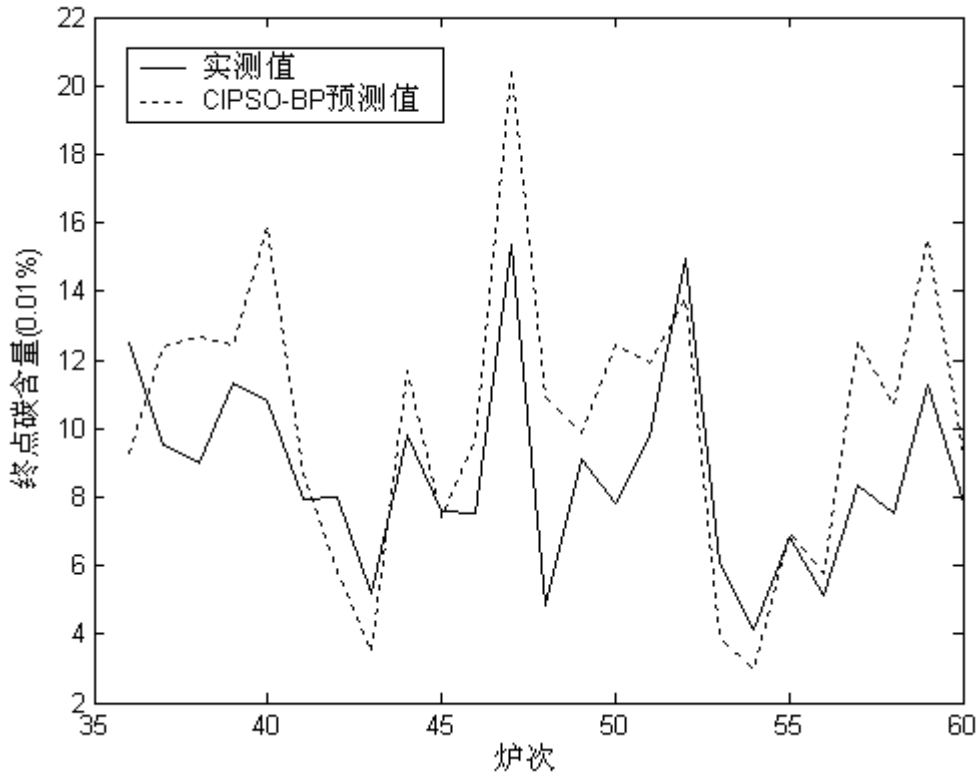


图 4.10 基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络终点碳含量预报结果

从表 4.3 可以看出当误差在 $|\Delta T| \leq 15^\circ\text{C}$, $|\Delta C| \leq 5$ 时, 基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络终点温度命中率为 88%, 终点碳含量命中率为 88%, 双命中率为 76%。

从图 4.9 和图 4.10 可以看出基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络无论在终点温度和终点碳含量的预报上, 都具有比较好的效果。

下面将基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络与前两节提到的线性回归和 RBF 神经网络进行比较, 结果如表 4.4 所示。

表 4.4 三种方法的精度和命中率比较

	线性回归	RBF 神经网络	CIPSO-BP
终点温度均方误差	11.8663	8.8195	8.1113
终点碳含量均方误差	4.7340	3.4235	2.9729
终点温度命中率	72%	84%	88%
终点碳含量命中率	68%	84%	88%
双命中率	44%	68%	76%

比较一下基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络和传统 RBF 神经网络的收敛性, 如图 4.11 和图 4.12 所示

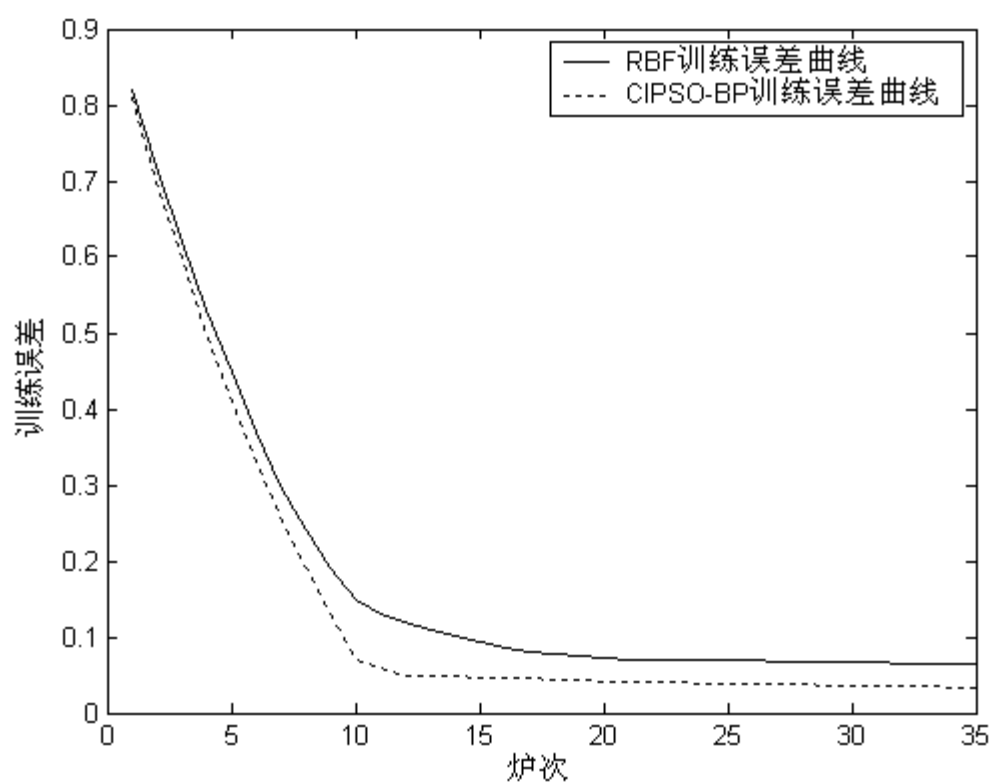


图 4.11 终点温度预报模型训练误差收敛性比较

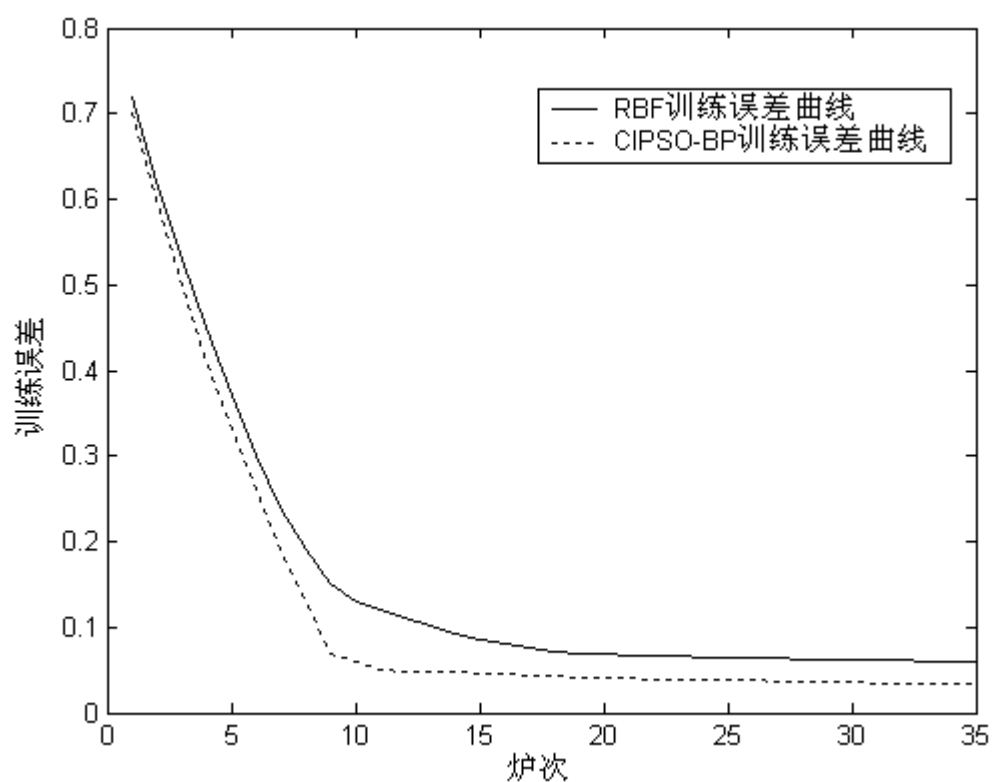


图 4.12 终点碳含量预报模型训练误差收敛性比较

由表 4.4 可以看出,基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络模型在精度和命中率上都高于其它两种方法建立的模型。

由图 4.11 和图 4.12 可以看出,经过混沌免疫粒子群算法优化的 BP 神经网络预报模型训练时在第 10 炉就已经开始收敛,收敛性有一定的改善。

4.5 本章小结

本章介绍了转炉炼钢终点预报的线性回归模型和RBF神经网络模型以及基于混沌免疫粒子算法优化的BP模型,并将它们的预报结果进行了比较。从比较的结果可以看出,本文提出的基于混沌免疫粒子算法优化的BP模型精度高于其它两种方法建立的模型精度。另外比较了后两种方法的训练网络的收敛性,仿真实验表明经过混沌免疫粒子算法优化的BP神经网络具有更好的收敛性。

5 转炉炼钢终点优化控制模型

终点温度和碳含量是转炉终点控制的目标^[48]，本文要建立的终点控制模型是在一倒不成功的前提下，根据一倒取样检测到的钢水状况和吹炼终点要达到的目标确定空置量，即补吹氧量和补加冷却剂量（主要是铁矿石），结合预报模型和区域寻优的方法对传统的基于氧平衡和热平衡的控制模型进行了优化，旨在为操作工人提供更好的吹炼策略。

5.1 基于区域寻优的转炉炼钢终点优化控制模型

终点控制中补吹阶段吹氧量可由下式表示^[49]：

$$\Delta V_o = \frac{\beta W_z}{10\alpha} \ln \left\{ \frac{\exp\left(\frac{C_f - C_0}{\beta}\right) - 1}{\exp\left(\frac{C_g - C_0}{\beta}\right) - 1} \right\} - \sum_i b_i r_i \quad (5.1)$$

其中 ΔV_o 为补吹氧气量 (m^3)， C_g 为目标终点钢水碳含量 ($10^{-2}\%$)， C_f 为一倒检测到的钢水碳含量 ($10^{-2}\%$)， b_i 为第 i 种冷却剂的携氧系数 (m^3/t)， r_i 为一倒测定后加入的第 i 种冷却剂量 (t)， W_z 为钢水加入总量 (t)， α 和 β 都为系数。

根据江苏永钢集团 4#转炉的实际冶炼情况，通常补吹阶段只加入一种冷却剂，所以上式中的 $i=1$ ，所以上式演变成式 (5.2)

$$\Delta V_o = \frac{\beta W_z}{10\alpha} \ln \left\{ \frac{\exp\left(\frac{C_f - C_0}{\beta}\right) - 1}{\exp\left(\frac{C_g - C_0}{\beta}\right) - 1} \right\} - br \quad (5.2)$$

冷却剂的加入量可由下式表示^[50]：

$$W_l = C_l \left(\gamma \frac{\beta}{10\alpha} \ln \left\{ \frac{\exp\left(\frac{C_f - C_0}{\beta}\right) - 1}{\exp\left(\frac{C_g - C_0}{\beta}\right) - 1} \right\} - (T_g - T_f) + \delta / (H + \gamma \times B / W_z) \right) \quad (5.3)$$

其中 C_l 为冷却剂计算系数， W_l 为加入的冷却剂量， C_g 为目标终点碳含量， T_g 为终点钢水温度； T_f 为一倒结束时测得的钢水温度； H 为冷却剂系数； B 为冷却剂含氧系数； δ 为常数， γ 为系数。

本文选取目标冶炼钢种为 Q215 的炉次作为研究对象，该钢种的目标终点温度为 1620°C ，目标终点碳含量为 0.1%。

依据式 (5.2) 和式 (5.3) 可以分别算出补吹氧气量和补加的冷却剂量的经验值, 然后分别以补吹氧气量和补加冷却剂量的经验值作为中心, 设定补吹氧气量的寻优半径为 35m^3 , 补加冷却剂量的寻优半径为 0.35t , 得到补吹氧气量和补加冷却剂量的寻优区域范围, 在这个范围之内进行寻优, 寻优的过程是:

(1) 先分别给补吹氧气量和补加冷却剂量设定一个寻优的步长, 为了保证寻优的精度, 本文选取补吹氧气量的寻优步长为 1m^3 , 补加冷却剂量的寻优步长为 0.01t ;

(2) 以区域极小值点作为起始点, 逐个步长上升, 将上升得到的补吹氧气量和补加冷却剂量输入到上一章提到的基于混沌免疫粒子群优化的 BP 神经网络预报模型当中, 得到一系列的预测终点温度和终点碳含量;

(3) 选取与目标终点温度和终点碳含量最接近的那一组预测终点温度和终点碳含量, 相对应的补吹氧气量和补加冷却剂量就是寻到的最优值。

根据以上的分析, 整个终点优化控制模型的结构如图 5.1 所示:

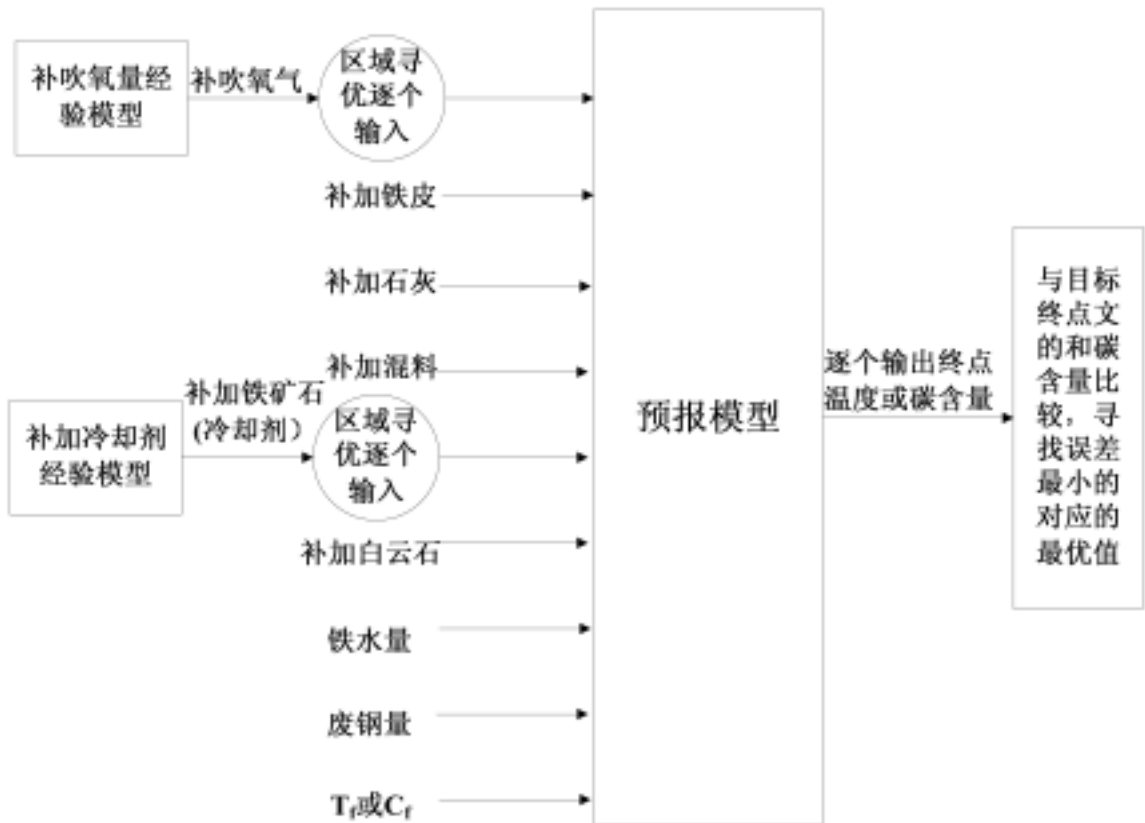


图 5.1 终点优化控制模型

5.2 仿真研究

选取表 3.6 中后 25 炉中的数据作为测试样本, 按照上一节提到的区域寻优

方法，首先得到补吹氧气量和补加冷却剂量的寻优区域范围如表 5.1 所示

表 5.1 补吹氧气量和补加冷却剂量寻优区域范围

炉次	补吹氧气量寻优区域 (m^3)	补加冷却剂量寻优区域 (t)
36	50-120	0.01-0.71
37	60-130	0.00-0.70
38	51-121	0.10-0.80
39	20-120	0.02-0.72
40	98-168	0.00-0.70
41	30-100	0.11-0.81
42	40-110	0.00-0.70
43	170-240	0.16-0.86
44	53-123	0.24-0.94
45	12-82	0.45-1.15
46	102-272	0.42-1.12
47	100-170	0.02-0.72
48	139-209	0.71-1.41
49	60-130	0.48-1.18
50	22-92	0.01-0.71
51	64-134	0.12-0.82
52	23-93	0.93-1.63
53	18-88	0.05-0.75
54	45-115	0.08-0.78
55	37-107	0.04-0.74
56	102-172	0.12-0.82
57	198-268	0.05-0.75
58	74-144	0.03-0.73
59	35-105	0.02-0.72
60	75-145	0.00-0.70

根据表 5.1 中所示的寻优范围,对每一炉次的补吹氧气量和补加冷却剂量进行上一节所描述的第(2)步和第(3)步,得到每一炉次的补吹氧气量和补加冷却剂量的区域最优值,也就是预测值,对应曲线如图 5.2 和图 5.3 所示。

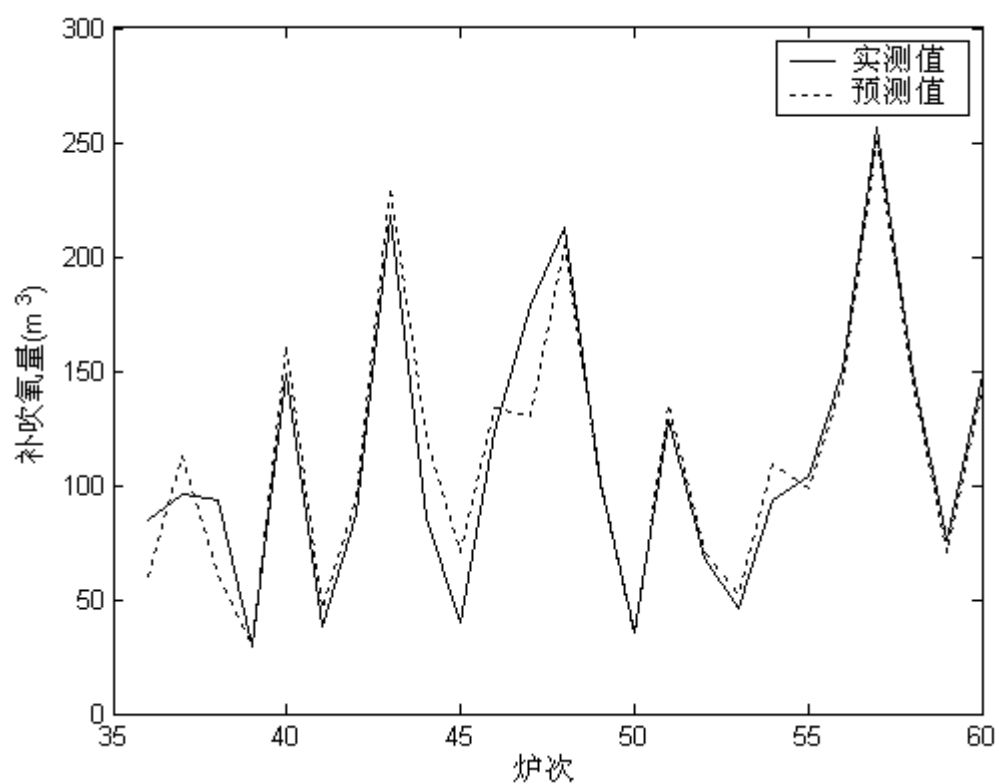


图 5.2 补吹氧量

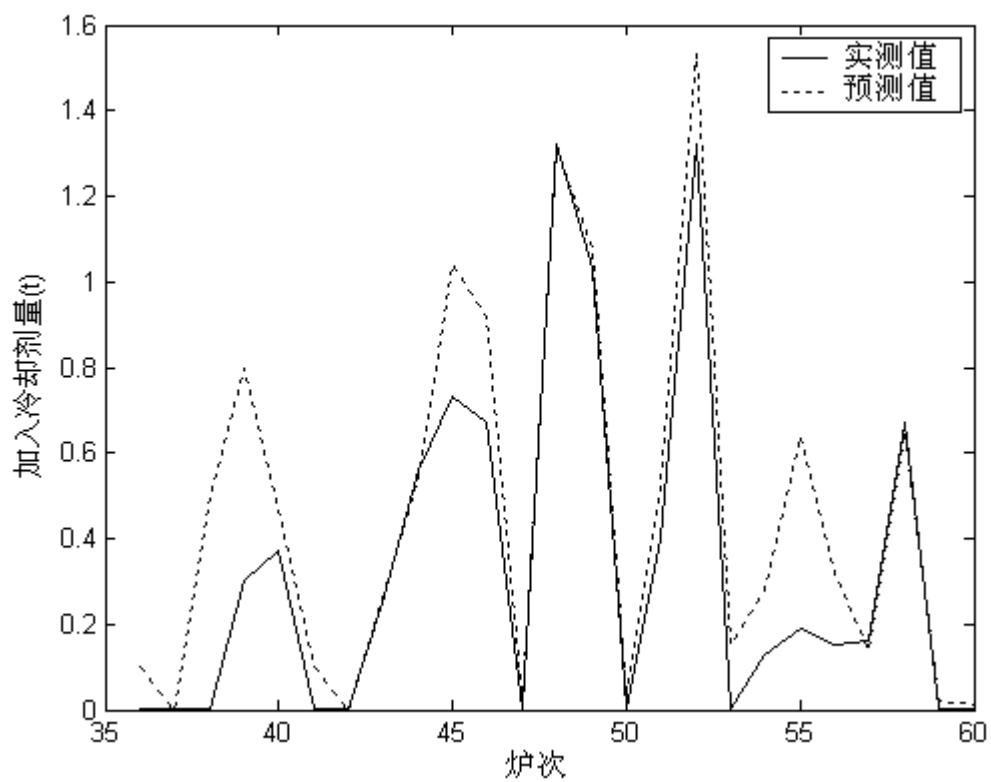


图 5.3 补吹冷却剂量

从图 5.2 和图 5.3 可以看出,补吹氧量和补加冷却剂量的预测效果比较好,说明经过改进的终点控制模型能够从一定程度上克服传统模型的不准确性。

5.3 本章小结

本章在第三章预报模型的基础上,建立了基于区域寻优的转炉炼钢终点控制模型系统,利用区域寻优的方法确定补吹阶段需要的氧气量和加入的冷却剂量,通过实际计算验证了该方法的有效性,仿真结果也比较令人满意。

6 结束语

6.1 课题总结

从去年年底论文题目的确定到现在将近一年的时间里,在这将近一年的时间里,先后进行了资料的收集,

(1) 针对目前各种人工智能算法的优缺点,本文提出了一种基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 算法,这种算法综合了人工神经网络和混沌免疫粒子算法的优点,通过对这种算法的深入研究,建立了基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 算法的转炉炼钢终点预测模型以及在此基础上的转炉终点控制模型。

(2) 对收集到的数据进行了离群值剔除和数据归一化的预处理,以便满足建模的要求。

(3) 利用从现场采集到的实际冶炼数据,并经过数据的预处理,对终点预报模型和控制模型进行了训练、检验和比较。证明基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 算法能够提高训练速度,同时具有更好的预报精度和命中率。

(4) 基于混沌免疫粒子算法优化的 BP 神经网络对转炉炼钢终点钢水温度及碳含量有比较高的预报精度,对属于高维空间复杂数据映射关系的转炉炼钢终点控制,具有广泛实际的应用价值。

(5) 预报模型对于样本学习目标误差当终点温度在 $\pm 15^{\circ}\text{C}$ 范围内,终点碳含量在 $\pm 0.05\%$ 范围内时,终点温度和碳的命中率可分别达到 88% 和 85%,同时命中率可以达到 76%。

(6) 在建立的预报模型的基础上,用区域寻优方法建立了转炉终点优化控制模型,对补吹阶段的冷却剂加入量和需要补吹的氧气量进行寻优,给出一个相对较优的值,给操作工一个指导性的意见,从而达到优化转炉后期终点控制的目的。实验结果表明,此方法比较有效。

6.2 未来需要的改进的问题及措施

(1) 现在冶炼过程各类信息和数据测量的速度比较慢,精度比较低,如何提高速度和精度,实现在线实时检测,是转炉炼钢自动化建设中急需解决的问题。

(2) 由于受到一定的限制,本文使用了 35 炉作为训练样本,25 炉作为测试样本,总体上使用的训练数据样本量偏少,有一定的偶然性。而建模分析是要

对大量实际数据做研究工作的，以此来消除其中的误差，找到各因素之间的内在规律。一般情况下，应该选取 200 个训练样本。

(3) 还要充分了解原有静态模型的结构和具体的分析机理，本文只对补吹阶段的优化控制进行了研究，对一倒之前的终点控制并没有研究，转炉静态控制模型属于远程预报模型，在吹炼开始前，根据冶炼钢种的要求（终点目标值）和铁水、废钢及辅助原料条件通过计算，确定吹炼工艺，保证基本命中终点目标。静态控制模型的优劣对终点控制的影响至关重要。这是有待深入了解的内容。

(4) 在确定预报模型输入量的时候，并没有考虑到枪位对终点温度和碳含量的影响，因为枪位是一个时间序列，并不是一个单纯的量，基于本人理论水平有限，这方面的考虑还欠妥。如何把枪位这样的时间序列加入到神经网络预报模型的输入量是今后一个很重要的研究内容。

(5) 建立的基于区域优化的终点控制模型由于是在一个比较大的区域内寻优，计算量太大，这样就降低了模型的效率。所以如何选择合适的步长，从而确定出一个更加合适的区域是今后需要研究的重要内容。

致 谢

本文是在我的指导教师杨成忠老师和徐生林老师的指导下完成的。杨老师知识广博、治学严谨、平易近人，在学习、工作和生活给了我非常多的帮助；徐老师项目经验丰富、软件知识广博、开发态度严谨，在具体的项目工作中给予我莫大的指导和帮助。在此毕业论文完成之际，谨向我的指导老师们表示崇高的敬意和深深的感谢，并祝老师身体健康，生活幸福，工作顺利。本文的完成，与我的授课老师们是分不开的，正是他们的教导，才使得我掌握了专业领域的相关知识，顺利完成学业和论文，在此一并表示诚挚的感谢！

感谢项目组同人，是你们的配合和协助，我们才能完成系统的研发，我才能完成论文的写作。感谢博仕科技的所有同事和一起参加实习的同门师兄弟们，你们给予了我生活中的帮助和关怀，项目开发是辛苦的，也是枯燥的，是你们给我带来的快乐使我坚持到底。

在两年多的学习生活中，得到学友兼室友矫财东同学的大量帮助和关心，在平时的学习中，总能得到他的指点和激励，在生活中也得到他的帮助和照顾，在此深表感谢，也祝愿他今后一帆风顺。同时感谢同学史燕、吴炎彪、陈伟、陈巧、张辉、刘建，张忻欣等在学习生活中给我的帮助和关心。他们让我体会到了集体的温暖和关怀，在此表示衷心的感谢，祝愿他们生活幸福，心想事成。同时，我感到很幸运，能有这么多人关心和照顾我，希望友谊能够天长地久。

感谢师弟檀深秋、李进军、王文龙、陈高强，师妹孔祥云，他们在我的研究工作中给了我极大的帮助，在生活中给了我很多快乐，我们相处融洽，我为能生活在这样一个和谐快乐的集体中而感到幸运和自豪。在此，祝愿师弟师妹学业有成，师兄弟、师兄妹情谊长存！

特别感谢我的父母，是你们养育了我，并一直鼓励我学习深造，今天我能够完成硕士学位论文归功于你们的无私奉献。

最后感谢评阅本文和出席论文答辩的各位专家、教授！

参考文献

- [1] 王成宽,王勇,李中金.我国转炉炼钢技术的发展[J].炼钢,2002,18(5):55-57.
- [2] 王耀南.智能控制系统[M].长沙:湖南大学出版社,1996:123-128.
- [3] 戴云阁.现代转炉炼钢[M].沈阳:东北大学出版社,1999:12-15.
- [4] 丁容,刘浏.转炉炼钢过程人工智能静态控制模型[J].钢铁,1997,32(1):22-26.
- [5] 刘青,黄星武,李秋明等.优化炼钢工艺确保高效连铸的钢水质量[J].钢铁研究,1999,6(1):19-21.
- [6] 王雅贞,张岩,张红文.氧气顶吹转炉炼钢工艺与设备[M].北京:冶金工业出版社,2003:20-25.
- [7] 朱光俊,梁本川.转炉炼钢静态控制优化模型[J].炼钢,1999,15(4):25-28.
- [8] 渝舒仁.转炉炼钢过程静态控制及其数学模型[J].炼钢,1995,6(3):55-60.
- [9] 朱光俊,梁本川,卢科.转炉炼钢静态控制数学模型的研究[J].重庆工业高等专科学校学报,2000,15(1):63-66.
- [10] 雷新泉,雷曼.转炉炼钢静态模型的初步探讨[J].钢铁研究,1994,2(3):8-12.
- [11] 全红.转炉炼钢动态控制技术[J].云南冶金,2006,35(3):31.
- [12] Rob Boom. Sublance Technology for Oxygen Steelmaking[J]. Steel Technology International, 1994, 3(2): 90-94.
- [13] 刘浏.转炉全自动吹炼技术[J].冶金自动化,1999,23(4):1.
- [14] 刘浏.转炉控制信息与在线检测技术[J].冶金自动化,2000,3(1):5-7.
- [15] 冯定.神经网络专家系统[M].北京:科学出版社,2006:65-83.
- [16] 刘永红.神经网络理论的发展与前沿问题[J].信息与控制,1999,28(1):31-46.
- [17] R. P. Lippmann. An introduction to computing with neural nets[J]. IEEE ASSP Magazine, 1987, 3(4): 4-22.
- [18] 谢书明,高宪文,柴天佑.基于灰色模型的转炉炼钢终点预报研究[J].钢铁研究学报,1999,11(4):9-12.
- [19] 陶钧,谢书明,柴天佑.基于遗传算法和径向基函数神经网络的转炉炼钢模型[J].系统仿真学报,2000,12(3):10-12.

- [20] 方崇智, 萧德云. 过程辨识[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998: 30-31.
- [21] Honik K. Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks[J]. Neural Networks, 1991, 4 (1): 551-557.
- [22] 舒迪前. 预测控制系统及其应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 1996: 35-40.
- [23] 苏金明, 傅荣华, 周建斌. 统计软件 SPSS 系列应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002: 20-25.
- [24] 易继锴, 侯媛彬. 智能控制技术[M]. 北京: 北京工业大学出版社, 2003: 40-45;
- [25] Ralf Salomon, J. Leovan Hermmen. Accelerating Back propagation through Dynamic Self-Adaptation[J]. Neural Networks, 1996, 9 (4): 589-601.
- [26] Atiya A, Ji C Y. How initial conditions affect generalization performance in large networks[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1997, 8 (2): 448-451.
- [27] 李爱国, 覃征, 鲍复民. 粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2002, 21: 1-3.
- [28] Cleac M, Kennedy J. The particle swarm: explosion, stability and convergence in a multi-dimensional complex space[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6 (1): 58-73.
- [29] Ada Gl, Nossal G. The clonal selection theory[J]. Scientific American, 1987, 257 (2): 50-57.
- [30] 张彤, 王宏伟, 王于才. 变尺度混沌优化方法及其应用[J]. 控制与决策, 1999, 14 (3): 285-288.
- [31] Schwefel H P. Evolution and optimum seeking[M]. New York: Wiley, 1995: 200-205.
- [32] Blake C, Keogh E, Merz CJ. UCI repository of machine learning databases[EB/OL]. [2006-12-25] www.ics.uci.edu/mllearn/MLRepository.html.
- [33] 周志华, 曹存银. 神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 13.
- [34] 蔡自兴. 人工智能控制[M]. 北京: 化学工业出版社, 2005: 43-62.
- [35] T. Chen. Approximation capability in C by multilayer feed-forward networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1995, 6 (1): 25-30.
- [36] Srinivasan, Prasad, Rao. Back propagation through adjoints for the identification of nonlinear dynamic systems using recurrent neural models[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5 (2): 213-228.
- [37] 范金城, 梅长林. 数据分析[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 50-55.

- [38] Isao Tone , Nobukazu Kitagawa , Katsuo Ishida. A Fully Automated BOF Refining System at the Mizushima Works[J]. Steelmaking Conference Proceedings , 1991 , 5 (2): 375-378.
- [39] 王永骥 ,涂健. 神经网络控制[M]. 北京 :机械工业出版社 ,1998 :205-207.
- [40] 张智星 ,孙春在 ,(日)水谷英二. 神经-模糊和软计算[M]. 西安 :西安交通大学出版社 , 2000 : 150-170.
- [41] 李焦成. 神经网络的应用与实现[M]. 西安 :西安电子科技大学出版社 ,1996 : 70-73.
- [42] 柴天佑 , 谢书明 , 杜斌. 基于 RBF 神经网络的转炉炼钢终点预报[J]. 中国有色金属学报 , 1999 , 9 (4): 868-873.
- [43] 张宏斌. 训练多层网络的样本问题[J]. 自动化学报 , 1993 , 19 (1): 71-77.
- [44] 胡守仁. 神经网络应用技术[M]. 北京 :国防科技大学出版社 ,1993 :100-105.
- [45] 张润宇 , 肖兵 , 张文弟. 转炉钢水含碳量的估计[J]. 自动化学报 , 1993 , 19 (3): 381-383.
- [46] 谢书明 , 陶钧 , 柴天佑. 基于神经网络的转炉炼钢终点控制[J]. 控制理论与应用 , 2003 , 20 (3): 903-907.
- [47] 李润生 , 李延辉 , 胡学军. 神经网络在冶金中的应用[J]. 钢铁研究 , 1998 , 1 (2): 48-50.
- [48] Yun S Y , Chang K S. Dynamic Predication Using Neural Network for Automation of BOF Process in Steel Industry[J]. I&SM , 1996 , 2 (8): 37-42.
- [49] 孙晓凌. 转炉炼钢终点控制的模型研究[J]. 辽宁冶金 , 1990 , 2 (1): 30-32.
- [50] 王茂华 , 惠志刚 , 施雄梁. 转炉终点控制技术[J]. 鞍钢技术 , 2005 , 3 (2): 6-10.

附录

作者在读期间发表的学术论文

孔祥瑞，杨成忠，徐生林. 基于自适应预报模型的烧结矿化学成分控制专家系统分析. 中国水运，2009.9 收录

参加的科研项目

生产运行综合管理系统-企业横向项目