

东北大学

硕士学位论文

热轧带钢粗轧过程控制系统的开发

姓名：张晓琳

申请学位级别：硕士

专业：材料加工工程

指导教师：徐建忠

20090601

热轧带钢粗轧过程控制系统的开发

摘 要

热轧过程控制系统在整个热轧生产中占据着重要位置,过程控制级计算机完成对热轧生产过程的监督与控制。对于传统热轧带钢生产线,从板坯到成品带钢,轧件的压下量绝大部分将在粗轧完成,粗轧机的生产效率也往往对整个轧制节奏和产量有决定性的影响。数学模型是计算机控制系统的核心,决定轧制产品的质量,所以对热轧带钢粗轧过程控制系统以及数学模型的研究有着重要意义。

本文以“首钢迁钢 2160mm 热轧过程控制系统的消化吸收项目”为背景,针对热轧带钢粗轧过程控制系统的功能、数学模型的建立、粗轧过程轧制力的 BP 神经网络预测模型的建立等问题进行研究,取得以下研究结果:

1. 确定了用于粗轧过程控制的轧制力、变形抗力及宽展计算模型;建立了粗轧过程水平辊轧制力和力矩、粗轧立辊轧制力和力矩、粗轧水平辊轧机功率、粗轧立辊轧机功率、粗轧出口温度、粗轧区出口宽度和精轧区出口宽度的自学习模型。

2. 分析粗轧过程中引起轧件温度变化的各种传热形式,包括空冷、水冷、接触传热、变形温升、摩擦温升等,建立了粗轧过程温度控制模型。

3. 通过平滑系数取值对自学习过程的影响的分析,提出了合理的平滑系数确定方法及其范围。

4. 根据 BP 神经网络的功能,确定了 BP 网络模型的网络层数、每层的神经元数、各层间的传递函数、以及网络训练函数;根据隐层与输出层的特点,确定了隐层与输出层权值的初始化方法,使用 MATLAB 语言建立起粗轧过程轧制力 BP 网络预测模型。

5. 本文建立的 BP 网络模型的轧制力预测值比数学模型计算值精度提高了 1.81%~4.14%。

关键词: 热轧带钢; 过程控制; 粗轧设定; 数学模型; 轧制力; 神经网络

Development of Process Control System for Hot Strip Rough Mills

Abstract

Process control system for hot-rolling is very important in the whole production. The process-control-level computer supervised and controlled the hot-rolling process. As for the traditional production line of hot-rolled strip steel, most of the rolling reduction will be completed in the rough rolling from slab to finished strip, so the production efficiency of rough mill had a determinative effect on the entire rolling rhythm and output. The mathematical model is the core of the computer control system, and it determines the quality of rolled products. So there is a profound significance in studying the hot-rolled control system and the mathematical model.

Basing on the project “the digestion and absorption of hot rolling process control system of shouqiansteel 2160mm”, this subject did some researches on the function of control system, the foundation of mathematical model, the establishment of BP neural network model of rolling force and so on in hot strip rough rolling process, and achieved the following results:

1. Calculation models were established for the rolling force, deformation resistance and spread of rough rolling process control, Self-learning model for rolling force and roll torque of the horizontal roll, rolling force and roll torque of the vertical roll, mill power of the horizontal roll and the vertical roll, exit temperature of the rough rolling, exit width of the rough rolling and the finishing rolling.

2. Various forms of heat transfer which caused changes of temperature in rolling piece were analyzed in rough rolling process. It contained air-cooled, water-cooled, contact heat transfer, deformation temperature rise, friction temperature rise and so on. Temperature control model was established in the rough rolling process.

3. The reasonable method to determine the smoothing coefficient and the range of the smoothing coefficient were presented after analyzing the smoothing coefficient values which had an effect on self-learning process.

4. According to the function of BP neural network, the number of layers, the number of neurons in each layer, transfer function and training function were determined. According to the characteristics of the hidden layer and the output layer, the initialization method of the weights in the hidden layer and output layer was determined. BP network model for prediction of rolling force during rough rolling process was established using MATLAB language.

5. In this paper, the predicted accuracy of the BP network model had improved by

1.81%~4.14% comparing with the mathematical accuracy of mathematical model.

Key words: hot strip mill; process control; roughing setting up; mathematical model; rolling force; neural networks

独创性声明

本人声明，所提交的学位论文是在导师的指导下完成的。论文中取得的研究成果除加以标注和致谢的地方外，不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包括本人为获得其他学位而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名：张屹琳

日期：

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者和指导教师完全了解东北大学有关保留、使用学位论文的规定：即学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人同意东北大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索、交流。

（如作者和导师不同意网上交流，请在下方签名；否则视为同意。）

学位论文作者签名：

导师签名：

签字日期：

签字日期：

第 1 章 绪论

1.1 研究的背景及意义

我国 1996 年粗钢产量突破一亿吨大关, 上升到世界第一位^[1], 成为世界第一产钢大国。热轧带钢生产是关键性的钢铁生产过程之一, 90% 以上的薄钢板要经过热轧带钢工序生产出来, 因此它在国民经济中占有重要地位。

展望 21 世纪的国际钢铁工业, 与 20 世纪相比有明显的变化。发展中国家将继续增加在世界钢产量中的份额, 而发达国家产量的份额将相对减少。从 2004 年到 2007 年我国热轧宽带钢的生产量和出口量逐年上升, 其中热轧宽带钢产量年均增长率为 27.9%, 出口量年均增长率为 44%; 进口量逐年大幅递减, 年均下降 30.6%。其中 2006 年粗钢产量 4.18 亿吨, 板材比已经达到 42%, 在这种形式下, 各企业纷纷投资兴建热轧带钢生产线。

2008 年经历了许多历史罕见的重大挑战和考验, 特别是美国次贷危机引发的全球性金融危机, 导致全球经济下滑。我国经济运行困难增加, 钢铁是受冲击较为严重的产业之一。九月份以来, 国内外钢材市场萎缩, 价格急剧下跌, 钢厂库存大量增加, 企业纷纷减产或停产, 全行业陷入亏损, 形势十分严峻。2009 年世界经济衰退, 中国经济增速放缓, 钢铁行业进入重要的历史转折时期, 钢铁产业结构调整迫在眉睫。为了加快实现我国钢铁大国向钢铁强国的转变, 就要充分抓住有利时机, 加快结构调整、淘汰产能落后的设备、实施节能减排^[2]。所以对热轧带钢技术的发展提出了更高的要求, 企业要在激烈的竞争中占领国内乃至国际市场, 制造出高质量、低成本的产品, 就必须开发先进的生产技术。

热轧带钢过程控制级计算机(L2 级)完成对热轧生产过程的监督与控制。过程控制级计算机通过一系列的数学模型计算, 得到带钢热连轧生产线的各个区域、各种设备的设定值, 并且在规定的时序将设定的结果传送到 L1 级^[3]。热连轧带钢粗轧过程控制系统是热轧生产中的一个重要的组成部分, 该系统的稳定性和计算精度直接关系到热轧带钢的宽度、厚度、温度等质量指标以及整个机组的产量。同时, 随着轧制技术的发展, 产品品种不断增多、用户对产品质量的要求日益提高, 因此, 热轧过程控制系统和数学模型的开发与完善一直是人们关心的重要研究课题, 具有重要的理论研究意义和实际应用价值。

1.2 热轧带钢的生产发展概况

自 1923 年第一套宽带钢热连轧机在美国阿斯兰问世以来, 热轧带钢的生产工艺在 80 年中发生了一系列变化。特别是近几十年, 随着连铸连轧短流程生产工艺的发展; 以及无头轧制和半无头轧制技术的应用, 带钢热连轧生产工艺得到了极大的改进。

带钢热连轧是一种高产量和高效益的轧钢生产工艺。由于热轧带钢产品应用领域及其宽广, 市场需求巨大, 全世界 80 年来已建成二百多套宽带热连轧生产线, 总产能达到几亿吨。在工业发达国家, 板带产品在全部钢材产量中所占比重已超过 50%。我国从 20 世纪 50 年代鞍钢 1700mm 热连轧生产线建成至今, 已投产的 1422mm 以上的宽带热连轧生产线已超过了 30 条, 正在建设和拟建的在 10 条以上。到 2005 年, 我国热轧宽带钢的年生产能力已达到 5000 万 t 以上。

20 世纪 80 年代末期出现的薄板坯连铸连轧是钢铁生产工艺的一次重大革命。为了与新发展的热轧带钢生产相区别, 将过去长期以来所采用的带钢热连轧生产工艺称为传统带钢热连轧。下面分别对带钢热连轧生产工艺进行简单介绍。

1.2.1 传统带钢热连轧

虽然将过去长期使用的带钢热连轧工艺称为“传统”带钢热连轧, 但并不意味着它的发展终止。传统带钢热连轧不仅仍是目前主要的生产工艺(无论是产量还是品种), 而且其本身还在不断发展。年产量在 300 万 t 以上以及带宽超过 1600mm 的项目目前主要还是选用传统生产工艺。

传统带钢热连轧生产线包括: 板坯库(其中设有与连铸机出口或热坯运输车连接的辊道以便于热装)、加热炉、粗轧区、中间辊道及飞剪、精轧区、热输出辊道及层流冷却装置、卷取区、运输链、成品库(包括出厂运输及与冷轧厂连接的运输链)等。

图 1.1 为现代热轧宽带钢轧机典型的工艺流程, 不同之处仅在有定宽压力机、边部加热器等^[4]。

1.2.2 薄板坯连铸连轧

1990 年德国西马克(SMS)公司设计制造的紧凑型热带生产线(CSP)在美国投产。这是全新的短流程热带生产工艺, 取消了加热炉区和粗轧区, 由薄板坯连铸机直接浇注出 50mm 厚板坯, 经 200 多米长的隧道炉的补热保温传送, 直接进入精轧机轧制出成品带钢。CSP 生产线的精轧机及其后的设备布置类似于传统热连轧机。

CSP 技术使带钢热连轧生产线的初始投资及生产成本大为降低, 仅需建一套电炉—连铸—热带轧机, 即能年产 80~180 万 t 热轧卷, 因此不少新厂, 特别是在美国等一些

废钢与电能都充足便宜的国家得到迅速发展。CSP 技术嫁接于高炉—转炉—薄板坯连铸—热带轧机生产流程，使这一技术得到了进一步的推广和应用^[1]。

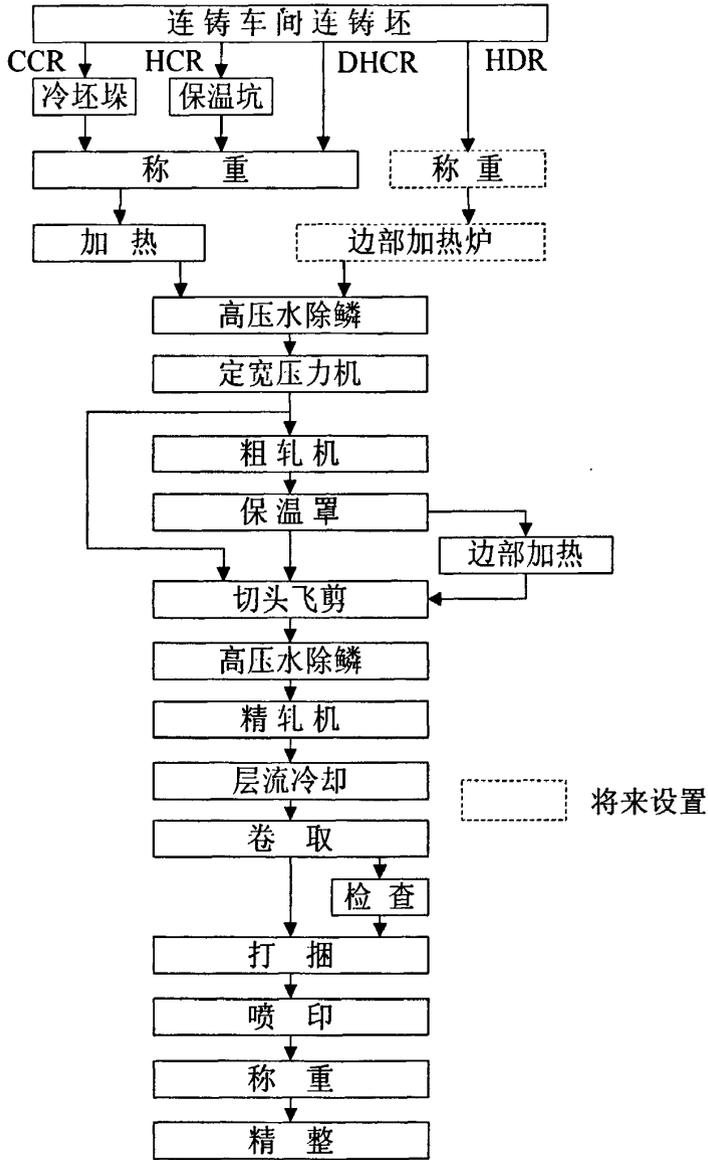


图 1.1 热轧宽带钢轧机工艺流程图
Fig.1.1 The process flow diagram of hot wide strip rolling

1.2.3 新型炉卷轧机

炉卷轧机亦是一种传统的带钢生产工艺。其特点是所用设备少，只有一架或两架可逆轧机及位于轧机两侧的炉内卷取区。采用炉卷轧机进行带钢生产时，每完成一个轧制道次，钢卷都将重新开卷并经反方向轧制后进入另一侧加热炉内进行卷取和加热，直至轧出成品带钢。炉卷轧机主要用于不锈钢等特殊钢的轧制，年产量仅 40~80 万 t。在轧制较厚带坯时轧件可不进炉内卷取，只有当轧件较薄、温降过大的道次才进入炉内卷取。

对老式炉卷轧机来说，带钢两端不能进入炉内，致使头部及尾部温降很大，带钢厚度很不均匀，加之操作困难，因此没有得到普遍应用。近年来对炉内卷取机结构作了很大改进，使带钢能全部进入炉内，轧制时再将头部送出喂入轧机，检测仪表齐全、自动控制系统完善，使上述缺点得以克服；同时又由于其投资少、产量不很高、能轧制特殊钢、适合于多品种小批量轧制等特点，重新得到了用户的肯定，在热轧带钢领域占有了一席之地。新型炉卷轧机可采用多种布置形式，不同的布置产量不同，投资大小亦不同。

(1) 轧机两侧各具有两台炉内卷取机，这样可实现 A、B 材交叉轧制，有利于提高生产效率。

(2) 可以设置两机架甚至三机架的连轧，在连轧机组两侧设置炉内卷取机。

(3) 可以在炉卷取机后设置几个机架的精轧连轧机组。

新型炉卷轧机由于本身可进行较厚轧件的轧制，一般不再设专门的粗轧机，因此可进一步减小投资，缩短厂房长度。

1.2.4 热轧无头轧制技术与超薄带生产

无头轧制技术的出现具有其深刻的技术和经济背景。传统热带轧制过程中，带钢头部和尾部均存在一系列的问题。例如头尾部变形不均产生舌头、鱼尾、失宽及劈头等现象；轧制过程不稳定，导致头尾部尺寸偏差、板形问题、性能不均等质量缺陷。为了解决这些问题，采用焊接技术将带材连接起来，进行无头轧制，该生产线所采用的关键技术主要有：热卷箱、移动焊接、去毛刺技术、焊点轧制技术、动态变规程技术、高速剪切技术、放飘飞技术和高速卷取技术。无头轧制的应用取得的效果主要表现为：

(1) 提高了带钢的厚度、宽度、板形、终轧温度和卷取温度的控制精度；

(2) 消除了与穿带和甩尾有关的麻烦，大大减少了事故发生率；

(3) 有利于生产超薄带钢、宽而薄的带钢以及深冲性能优异的高 γ 值产品，拓宽产品大纲，提高经济效益和市场竞争能力；

(4) 显著提高轧机的作业率和金属收得率，提高产能和降低成本。

除了前述嫁接在传统热带轧机上的无头轧制技术外，在新一代薄板坯连铸连轧工艺中出现的半无头轧制技术也已走向成熟和实用。可以预期，无头轧制技术和半无头轧制技术的出现，使超薄带钢的轧制逐步普及，并将热带生产连续化程度和产品质量提高到一个新的水平。

1.3 粗轧机组的布置形式

粗轧机的布置几十年来发生了多次变化，粗轧机布置的四种方案如图 1.2 所示。

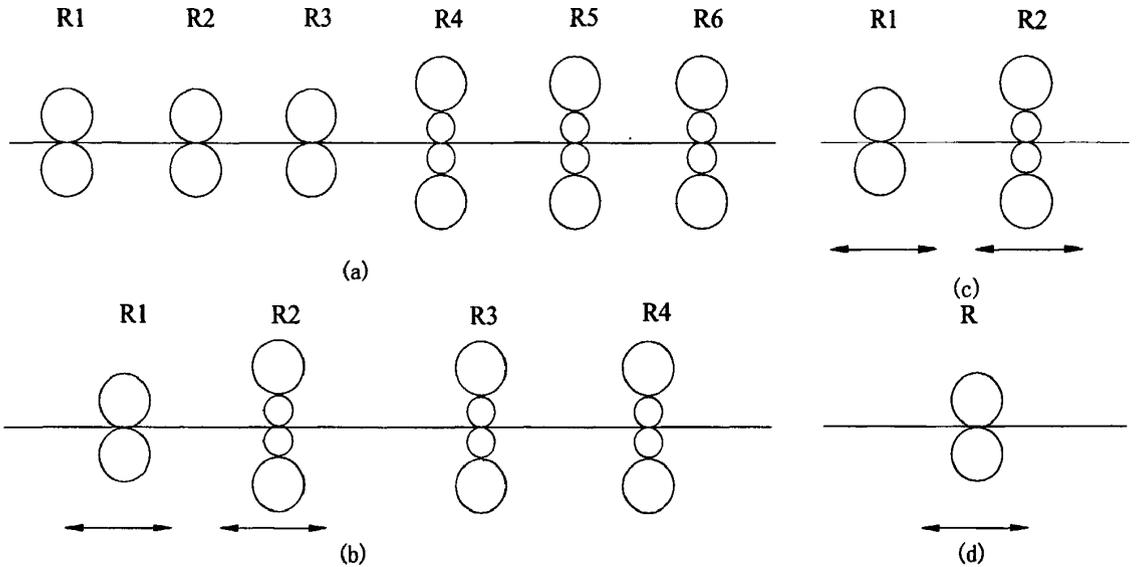


图 1.2 粗轧机组的四种典型布置形式
 Fig.1.2 The four arrangement schemes of Roughing Mill

(1) 图 1.2a 为全连续式布置。粗轧区设置 5~6 台粗轧机进行连续轧制。全连续式的产量高，带钢头尾温差小，操作简单，易于控制。但这种布置方案由于粗轧道次限制在 5~6 道次，加上设备重量过大，生产线过长，目前基本不再采用。

(2) 图 1.2b 为 3/4 连轧。R1 轧制一道次，R2 可逆轧制 3~7 道次，R3、R4 为连轧机组。这一布置增加了生产工艺的灵活性，缩短了轧线长度，兼有全连轧和半连轧的优点，但设备重量仍较大。

(3) 图 1.2c 为半连轧布置。即 R1 和 R2 都为可逆轧机，分别可轧制 3~5 道次。在粗轧机出口可以设置热板卷箱，由中间辊道直接送精轧机。

(4) 图 1.2d 则为目的较为流行的单机架方案。即采用一架强力粗轧机进行 3~7 道次可逆轧制来满足精轧的坯料要求。强力粗轧机是指：允许轧制力达到 3000t 以上；主电机功率达到 10000kW 以上；轧制速度最高可达 5m/s。强力粗轧机每一道次压下量可达 35%甚至更大。可将厚度为 200mm 以上的板坯经 5~7 道次轧成 35~45mm 厚的带坯送精轧机。采用该方案大大缩短了粗轧区长度，减少了粗轧轧制时间，对减少板坯温降十分有利。

为了提高精轧入口带钢温度，除了减少粗轧轧制时间提高粗轧出口带钢温度外，在粗轧机出口设置保温罩或热板卷箱也是减少带坯温降的有效方法。采用热板卷箱可以使

带坯全长温度较为均匀,进一步消除水印;消除二次氧化铁皮,提高产品表面质量。

1.4 控制系统的发展

起源于20世纪60年代初的带钢热连轧计算机控制系统,经历了几十年的发展历程,已经发展的日臻成熟。不仅生产效率提高,而且还大幅改善了产品的尺寸精度和性能指标,其发展特点主要集中在以下几个方面^[1]:

(1) 计算机系统的结构逐步分散

系统的结构从最初的单机集中控制,发展到后来的多级分区的集中控制,再发展到分散控制,这种变化过程是为了更好地满足生产技术发展的需要,也是随着计算机和电气传动技术的发展不断变化的。

(2) 控制功能不断完善

控制功能从最初的代替人工操作的设计控制,发展到生产全线的自动控制、产品质量控制、节能控制,再发展到设备故障诊断,以及近年来的产品的微结构性能预报、性能控制。控制功能不断完善,从简单到复杂,从低级到高级,这些也是来自于提高产品质量、降低生产成本、减少环境污染等方面的需求。

(3) 控制精度不断提高

随着设备制造技术、检测仪表技术及数学模型技术的发展,对产品的控制精度也在不断提高。

(4) 控制范围不断扩大

20世纪80年代,控制范围从加热炉、粗轧机、精轧机、卷取机扩大到板坯库、钢卷库、成品库和热平整线、热剪切线,从而覆盖了整个热轧厂。从产品的厚度控制、宽度控制、温度控制到凸度和平直度控制、楔形控制;从带钢表面质量检测与控制,到带钢内部金属组织性能预测与控制。

(5) 硬件标准化、软件产品化

硬件产品标准化,应用软件产品化,包括数学模型软件也实现了产品化,可以适应于各种类型的热轧生产线,大大减少了编程和调试的工作量。

一个完备的热轧计算机系统一般由以下各级构成:

(1) 传动级0级(L0)

(2) 基础自动化级(L1)

主要完成设备的顺序控制、位置控制、速度控制、质量控制(厚度、宽度、温度、板型),以及加热炉热工参数控制等任务。

(3) 过程控制级(L2)

基于数学模型进行轧制规程制定与优化，完成工艺过程参数的设定计算任务。

(4) 生产控制级 (L3)

主要完成生产计划的调整和发行，生产实绩的收集、处理和上传给生产管理级，对板坯库、钢卷库、成品库进行管理，以及进行产品质量监控等任务。

(5) 生产管理级(L4)。

主要完成合同管理、财务管理、生产计划编制、各生产线的相互协调、按合同申请材料、将作业计划下发给 L3 级、收集 L3 级的生产实绩、跟踪生产情况和质量情况、组织成品出厂发货等任务。

1.5 数学模型

现代轧钢行业的技术进步，主要表现为生产过程的高度连续和紧凑化，轧钢生产的自动化和完全的计算机自动控制，高精度轧制技术的发展，生产品种的多样化和复杂化等。在轧制技术发展的过程中，数学模型始终占有着非常重要的地位，它是轧钢科学技术工作者进行技术创新的必要工具，也是大规模高速连续化生产的基本保证。数学模型建模技术与方法已成为轧钢学科的重要分支，也是轧钢工程技术人员必须掌握的一种基本技能。

1.5.1 数学模型的概念与建立步骤

数学模型就是针对或参照某种问题的特征和数量相依关系，采用形式化语言，概括或近似地表达出来的一种数学结构。

数学模型因问题不同，建模也没有固定的格式和标准，甚至对同一个问题，从不同角度、不同要求出发，可以建立起不同的数学模型。它需要熟练的数学技巧、丰富的想象力和敏锐的洞察力，需要大量阅读、思考别人的模型，自己动手、亲身体验。建立数学模型的一般步骤：

(1) 确定问题系统及变量关系

在对目标系统分析的基础上，确定描述问题的变量、相互关系及问题所属系统，根据模型大概的类型，提出有关假说。

(2) 确定最佳的试验方案和方法

由于工程技术问题均具有很强的工艺性，因此，除少数试验在实验室进行外，应特别重视生产性试验。在进行试验时，必须配置性能稳定，具有一定精度的检测装置，而

且要严格保持试验条件稳定,精心操作、详细记录,对数据进行正确判断、筛选和分析。

(3) 确定合理的模型结构

模型结构反映了实际过程的内在规律,对试验数据的拟合精度有着本质的影响,有些情况下要应用试验数据进行多种模型结构的拟合,从中选出最合适的模型表达形式。

(4) 确定模型中的最佳参数

目前广泛采用最小二乘回归分析方法来确定模型中的最佳参数。

(5) 检验修改模型

模型建立之后,需进行重复试验,确认后才能在生产中应用。模型只有被检验、评价、确认基本符合要求,才能被接受,否则需要修改模型,这种修改有时是局部的,有时甚至要全部推倒重来。

1.5.2 数学模型在轧钢自动控制中的作用

现代轧钢生产的大型化、高速化和连续化都必须依赖于计算机的在线快速控制,应用计算机进行生产过程的自动控制是现代轧钢行业的基石。在计算机自动控制中,数学模型又是控制系统的基础与核心。

在人工操作阶段,轧机的调整和过程的实时调节主要是凭经验进行的。由于连轧过程是非常复杂的物理过程,轧制条件和状态不断发生变化,而且该过程又必须保持各机架间金属秒流量相等和遵从能量守恒定律,过程特性更趋复杂和难以掌握,所以单凭经验操作不易达到上述要求,因此轧机的各项技术经济指标都比较低,连轧技术的进一步发展也很困难。从 20 世纪 60 年代开始采用计算机控制技术以后,连轧技术获得了具有划时代意义的发展。计算机不仅可对生产过程进行更有效的调节和控制,而且还可加强管理、调度生产线上的物流,同时还有可能采用现代控制技术(自适应和最优控制)、发展新的连轧技术(如阶梯带钢)和新的连轧方式(全连续轧制)等。

计算机控制系统由计算机系统(硬件和软件)、调节系统和检测系统所组成,各个系统质量的优劣都影响控制效果。但目前一般认为软件系统,主要指数学模型是影响计算机控制效果的关键因素^[5]。

1.6 MATLAB 语言

1.6.1 MATLAB 概述

MATLAB 诞生于 20 世纪 70 年代,编者是 Cleve Moler 博士和他的同事。MATLAB 长于数值计算,能处理大量数据,而且效率较高。MATLAB 是一种科学计算软件,主

要运用于工程设计。目前已广泛应用于自动控制、系统辨识,图像处理、神经网络及信号处理等领域。它使用方便,输入简捷,运算高效,内容丰富,并且很容易由用户自行扩展。因此,当前已成为国外发达国家大学教学和科学研究中必不可少的工具^[6]。

1.6.2 MATLAB 的功能

MATLAB 的核心是一个基于矩阵运算的快速解释程序,交互式地接收用户输入的各项命令,输出计算结果。MATLAB 提供了一个开放式的集成环境,用户可以运行系统提供的大量命令,包括数值计算、图形绘制和代码编制等。具体来说, MATLAB 具有以下功能^[7]:

- 数据可视化功能;
- 矩阵运算功能;
- 大量的工具箱;
- 绘图功能;
- GUT 设计;
- Simulink 仿真。

通过运用 MATLAB 这些强大的功能,可以在各个领域内完成相应的科学计算等工作。在自动控制系统设计和应用中,计算往往是十分麻烦的。若对其数据进行处理和显示,常需借助于 BASIC 或 C 语言进行繁琐的编程。引入 MATLAB 后,只需要输入几个简单的函数或指令即可,大大提高了数据处理和性能仿真的效率。

1.6.3 MATLAB 神经网络的发展与应用

人工神经网络是由大量简单的神经元相互连接而成的自适应非线性动态系统。人工神经网络作为生物控制理论的一个成果,其触角几乎已延伸到各个工程领域,吸引着不同专业领域的专家从事这方面的研究和开发工作,并且在这些领域中形成了新的生长点。人工神经网络从理论探索进入大规模工程使用阶段,到现在也只有短短十几年的时间。它的工作原理和功能特点接近于人脑,不是按给定的程序一步一步地机械执行,而是能够自身适应环境,总结规律,完成运算、识别和控制工作。一般人工神经网络的主要特征为:大规模的并行处理和分布式的信息存储;极强的自学、联想和容错能力;良好的自适应性和自组织性;多输入、多输出的非线性系统。这些特征使它基本符合工程的要求。

在工程设计中只要向它提供足够多的设计样本,经过训练后,设计知识就存在于网

络的互连结构中,因而大大减轻了知识收集和知识库建立的负担。神经网络的知识表达式采用的是一种隐式表达,它把知识蕴涵于网络的互连结构与连接权中,使工程设计中的一些难以规则化或程序化的知识更易于表达和实现经验思维。工程实际中,许多设计都是多输入多输出的决策问题,神经网络的特点使其在解决这类问题上有很大的优势。

正是由于人工神经网络是一门新兴的学科,它在理论、模型、算法、应用、和实现等方面都还有许多空白点需要努力探索、研究、开拓和开发。因此,许多国家的政府和企业都投入了大量的资金,组织大量的科学技术专家对人工神经网络的广泛问题进行立项研究。我国对人工神经网络的研究起步于 20 世纪 70 年代末期,90 年代以来发展迅速。目前,人工神经网络已在我国科研、生产和生活中产生了巨大的影响。

最新版 MATLAB 所搭配的 NeuralNetwork Toolbox,将神经网络领域研究的成果完整地覆盖,它以人工神经网络理论为基础,用 MATLAB 语言构造出典型神经网络的激活函数,使设计者对所选定网络输出的计算变成对激活函数的调用。另外,根据各种典型的修正网络权值的规则,加上网络的训练过程,用 MATLAB 编写出各种网络设计与训练的子程序,网络的设计者则可以根据自己的需要去调用工具箱中有关神经网络的设计训练程序,使自己能够从烦琐的编程中解脱出来,集中精力去思考问题和解决问题,从而提高解题效率^[7]。

1.7 本文的主要研究内容

本文将结合首钢迁钢 2160mm 热轧带钢项目,研究粗轧过程控制系统的结构和功能,运用相关知识推导适用于粗轧过程控制系统的数学模型,并建立 BP 神经网络模型对粗轧过程轧制力进行预测,具体研究内容包括:

(1) 粗轧过程控制系统

针对迁钢 2160mm 粗轧控制系统的具体工艺流程,研究了粗轧过程控制系统的功能;完善粗轧过程控制系统的软件跟踪、数据通讯、人机界面、粗轧设定、事件监视等功能。

(2) 粗轧过程数学模型

系统研究粗轧过程中的力能参数计算模型、变形抗力模型、宽展模型、温度控制模型以及模型的自学习方法。

(3) 粗轧过程轧制力 BP 神经网络预测

使用 MATLAB 语言编辑建模程序建立了粗轧过程轧制力 BP 神经网络预测数学模型;将 BP 神经网络与传统数学模型相比较,提高了对粗轧过程轧制力进行预测的精度。

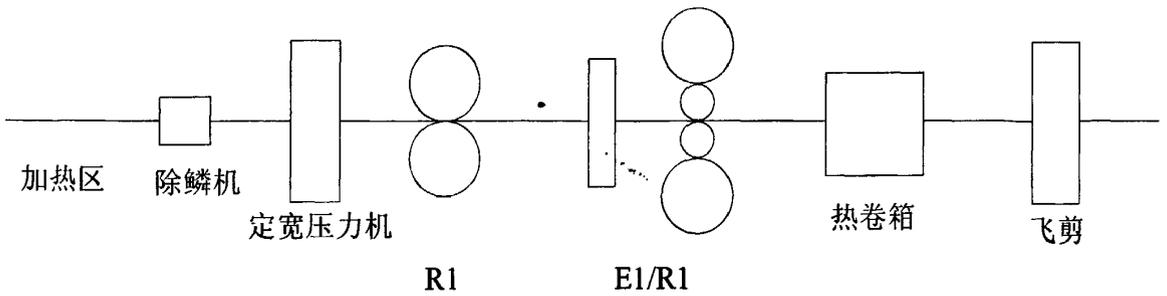


图 2.2 粗轧区主设备工艺布置流程图

Fig.2.2 Main Equipment Process layout flow char of the RM area

2.1 工艺概况

首钢迁钢 2160mm 热轧带钢生产线采用常规的半连续生产工艺。连铸坯出炉后，首先经过粗轧前高压水除鳞机(除鳞压力 16MPa)去除板坯表面的氧化铁皮，然后由辊道送到定宽压力机进行宽度控制，再由辊道送到粗轧机组进行轧制。

粗轧机组由两架可逆粗轧机组成，R1 为可逆式二辊轧机，R2 为带立辊的可逆式四辊轧机。二辊轧机工作辊辊径大，具有大的咬入角，可实现大的压下量，完成前几道次的轧制；四辊轧机的工作辊辊径小，可以减小轧制力，同时大直径的支撑辊，又减小了工作辊的挠度，有利于带坯的厚度控制和板形控制，用于后续道次可以轧制较薄的厚度均匀的中间坯。板坯在 R1 和 R2 根据需要轧制 3~5 道次，中间坯厚度 30~60mm。在粗轧过程中，根据工艺要求，在轧机前后用高压水清除板坯再生氧化铁皮。

2.2 粗轧过程控制系统的功能

粗轧过程控制系统包括以下功能：轧件跟踪、数据通讯、人机界面、粗轧设定、事件监视。

2.2.1 轧件跟踪

对轧件进行跟踪是带钢热连轧计算机控制系统的重要功能。目的是确定轧件在生产线上的实际位置和有关状况，以便在规定的时序起动有关应用程序，针对每块轧件的具体情况，完成过程控制的其他功能。计算机通过轧件跟踪功能，防止事故的发生，例如避免相邻的两个轧件碰撞在一起。

在实际生产中，从加热炉入口辊道开始，到运输链分岔路口为止，整个热轧生产线上同时存在着多个轧件，从不同的工序进行加工处理。这些轧件的原始状态不同，最终状态也不同。因此，通过跟踪功能既要实时地确定轧件在生产线上的实际位置，又要及时地了解轧件的实际状态，以便在规定的时间内启动其它功能。另外，跟踪功能还往往承

担着为设定计算功能分配数据文件的任务^[11]。

粗轧轧件的跟踪从板坯出炉开始,至板坯离开粗轧跟踪^[12]。在轧制过程中,计算机对轧件进行跟踪的方法一般有如下两种:

(1) 针对各生产线上的跟踪区,在计算机内存设置一组单元作为跟踪指示器。当轧件在生产线上移动时,可以通过各种跟踪程序将指示器的内容随着轧件的移动而变化,这样便可以使计算机内存中的跟踪指示器的内容与生产线上各轧件的实际情况建立起对应的关系^[13]。计算机只要检查一下内存中的跟踪指示器的内容,就可以了解生产线上轧件的实际情况。

(2) 针对生产线上的每一根轧件,在计算机内存相应的一组单元上设置一个跟踪指示器,并使该指示器中的某些位与各跟踪区对应起来。如果轧件在某跟踪区时,则与此跟踪区相对的位就置为“1”,否则置“0”。当轧件在生产线上移动时,跟踪指示器反映此轧件控制情况的部分就不必变化了,而只要将该轧件到达或离开某跟踪区的信息通过相对应的位置为“1”或置为“0”就可以了。

虽然各类跟踪指示器的形式和内容有所不同,但是它们都必须包括以下内容:指示该跟踪区是否有轧件存在;指示该跟踪区内轧件的数据地址。这样计算机就可以随时通过跟踪程序去检查计算机内存中与该跟踪区相对应指示器的内容,从而便能知道此跟踪区中是否有轧件,此区的检测器是否接通,以及轧件的数据地址,然后根据指示的数据地址去读取轧件的各种数据。计算机了解到这些情况后,便可启动有关的功能程序,控制各种设备动作。

2.2.2 数据通讯

数据通讯指过程控制级(L2)和基础自动化级(L1)计算机的通讯、过程控制级(L2)与生产控制级(L3)计算机的通讯。

2.2.2.1 过程控制级与基础自动化级的数据通讯功能

(1) 接收信息功能(L1→L2)

- 接收基础自动化级的跟踪结果信息

跟踪结果是指轧件从一个跟踪检测器的位置移动到另一个检测器的位置,或者轧件从一个跟踪区移动到另外一个跟踪区。过程控制级接收从基础自动化级传送来的跟踪结果,然后利用这些跟踪结果,完成过程控制级的跟踪功能。

- 接收基础自动化级的实际数据信息—实际数据采集

实际数据主要包括工程数据和设备的动作信息。工程数据包括轧制速度、辊缝、压力、电流、电压、轧件的温度、厚度和宽度等。主要用于数学模型计算和模型参数的在

线自适应修正, 以及工程报表的编辑功能。设备动作信息包括装钢完成、出钢完成、轧机零调完成及卸卷完成等。主要作为过程控制级各种应用程序的启动时序, 包括向基础自动化级发送设定数据的时序。过程控制级接收基础自动化级采集的生产实际数据以后, 存储到相应的文件中。

(2) 发送信息功能(L2→L1)

发送过程控制级的设定数据。当过程控制级分别完成各个区域的设定计算以后, 立即向基础自动化级发送相应区域和相应设备的设定值。前、后两个轧件的设定值的管理功能由基础自动化级完成。

因通讯网络的硬件不同, 过程控制级和基础控制级计算机的通讯协议也不一样。通讯网络采用以太网时, 一般采用 TCP/IP 协议; 通讯网络采用内存映象网时, 则直接采用内存映射的方法。采用 TCP/IP 协议时, 不论是接收信息, 还是发送信息, 一般都规定一个信息“键字”(Message Key), 例如可以用钢卷号或板坯号作为 Message Key。即在报文中的第 1 个字段是钢卷号(或板坯号), 后续是相关数据。

2.2.2.2 过程控制级与生产控制级的数据通讯功能

(1) 接收信息功能(L3→L2)

- 接收轧制计划数据;
- 接收初始数据;
- 接收板坯装载数据。

(2) 发送信息功能(L2→L3)

- 发送轧件吊销数据;
- 发送板坯再热数据;
- 发送板坯返回板坯库数据;
- 发送生产结果数据;
- 发送班报;
- 发送板坯停止装炉数据;
- 发送跟踪数据。

2.2.3 人机界面(HMI)

人机界面 HMI(Human Machine Interface)设备是安装在生产线上各个操作室和计算机室的 PC 机。HMI 界面分成显示画面和输入画面两种类型。操作人员通过显示画面了解生产过程控制的有关信息; 通过输入画面和键盘向计算机输入必要的数据和命令。热轧生产线的 HMI 主要具备下列功能。

(1) 操作功能—操作人员通过 HMI 向计算机发送指令或数据，以便控制生产过程。主要信息包括：粗轧机的负荷分配变更；轧制速度的变更；粗轧出口目标厚度的变更；粗轧宽度控制余量。

(2) 显示功能—以数学、图形和趋势曲线等方式进行过程点、检测点和状态点显示。

(3) 报警功能—以文本或图形方式显示报警信息，包括系统报警、设备异常状态报警、软件故障报警及操作条件的超限报警等信息。

2.2.4 粗轧设定

粗轧设定是粗轧过程控制系统的核心。当接收到源自加热炉内传感器的“下一块板坯将被抽出”信号时，过程控制计算机就将开始进行粗轧设定计算。根据初始数据和通过网络实时接收的其它数据，使用规程计算方法和数学模型得出粗轧机组的平辊辊缝、立辊开口度、轧制速度等设定值，将其发送给基础自动化，并且使用接收的实测数据对数学模型进行自学习修正。粗轧设定(RSU)计算与其它功能的关系见图 2.3。

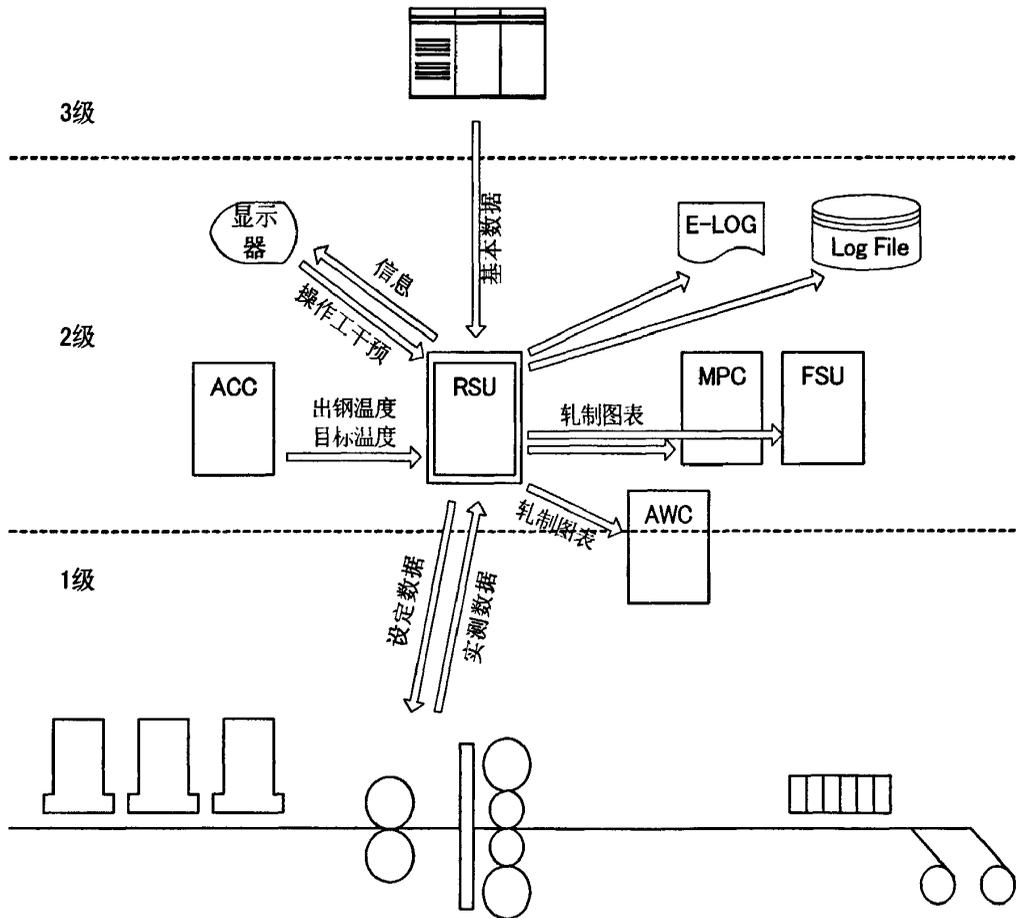


图 2.3 粗轧设定功能与其他功能的关系

Fig.2.3 The Relationship between RM area setting function and Others

2.2.5 事件监视

过程控制级计算机中的大部分应用功能是靠“事件”激发的。这些“事件”来自于生产过程。由于基础自动化级计算机配置了与生产过程进行通讯的 I/O 设备，因此可以实时地采集生产过程中的各种信息和数据，也包含“事件”这样的信息。并且将这些信息和数据发送给过程控制级。所以对于过程控制级来说，这些“事件”实际来自于基础自动化级。

事件监视的功能：过程控制级定期地获取从基础自动化级发送出来的数据，并且对数据进行加工、分析，以便确定在当前时刻生产过程中发生了哪些“事件”。然后根据不同的事件进行相应的处理。

事件监视功能在过程控制级应用系统中占有重要的地位，它实时地监视着生产过程，发现生产过程中出现的新事件，并按照不同的事件去起动不同的任务。图 2.4 是事件监视功能和其它功能的关系。

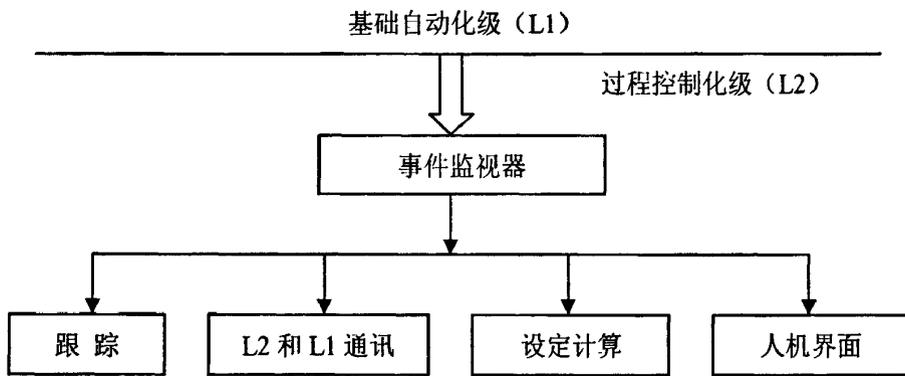


图 2.4 事件监视功能和其它功能的关系

Fig.2.4 The Relationship between event-monitoring function and Others

2.3 粗轧区设定计算

粗轧机设定计算的任务是根据来料板坯的条件和精轧机的要求，通过粗轧设定模型，确定粗轧区域所属设备的设定值，以便保证向精轧工序提供的半成品带坯(中间坯)的厚度、宽度、温度等指标满足生产要求。

粗轧设定计算具体确定粗轧机的轧制规程以及计算粗轧机的设定值。粗轧机设定的项目主要有立辊轧机的开口度、立辊轧机的速度，粗轧机的轧制道次数、每个道次的压下位置和轧制速度、侧导板开口度、粗轧区的除鳞方式以及 L1 进行自动宽度控制功能所需要的有关参数^[14]。设定功能还预测和计算轧制所需的物理量(温度、轧制力和功率等)。并且使用接收的实测数据对数学模型进行自学习修正，更加提高了设定计算的精

度。

粗轧设定由轧制策略和道次计划计算组成。从板坯装入加热炉到粗轧过程结束，粗轧设定计算功能的启动时刻如下。粗轧设定具体概略流程图见图 2.5 所示。

- (1) 装料结束;
- (2) 抽钢结束;
- (3) 上一块钢抽钢结束;
- (4) 设定请求;
- (5) 下一块带钢的再计算请求;
- (6) 设定模拟请求。

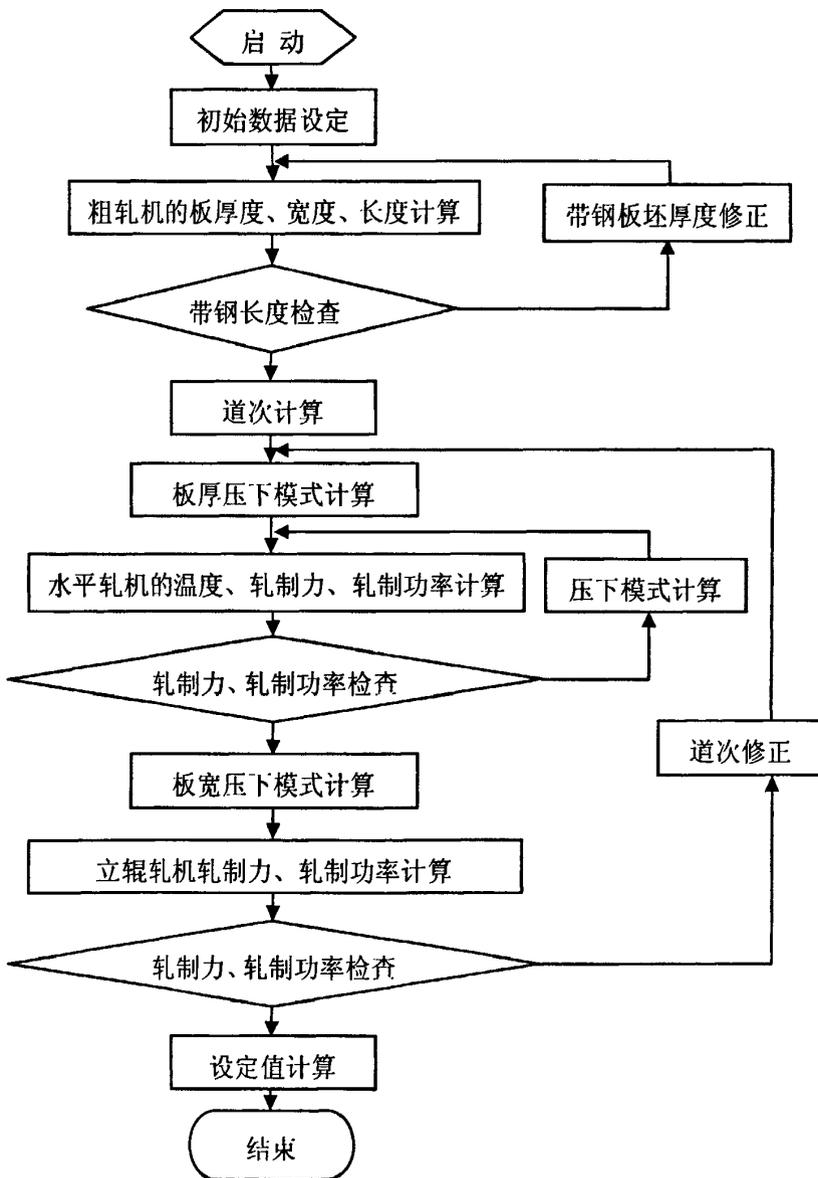


图 2.5 粗轧设定计算概略流程图

Fig.2.5 The flow chart of RM setting calculation schema

2.3.1 轧制策略

2.3.1.1 轧制策略任务

轧制策略的任务是为道次计划计算收集、准备和存贮其所需要的数据、表值。其中包括:

(1) 板坯数据

板坯厚度、宽度、重量、长度、硬度组和钢种等级。

(2) 粗轧带钢目标厚度、宽度数据

①粗轧带钢的目标厚度,是由存于计算机中的一张与精轧目标厚度相关的表格中选择,或由操作人员直接输入。

②粗轧带钢目标宽度,是由模型在考虑了精轧成品目标宽度和精轧宽展等因素后确定的,也可以由操作人员输入得到。

(3) 制定压下规程、确定喷水模式

压下规程包括负荷类型与负荷值。每一道次厚度和宽度的压下分配是根据压下规程来确定的。负荷类型主要由厚度压下的不同计算方法来区分,负荷值包括水平道次的负荷值和侧压道次的宽度压下量。

喷水模式是指每个道次喷水阀门开启的选择。

压下规程和喷水模式组成一个负荷计划,它按硬度组、板坯厚度等级、宽度等级以及侧压量的大小编制成不同的负荷计划号并存入计算机的文件中,当轧制某一板坯时,计算机根据所要轧制板坯的硬度等级、板坯厚度等级、宽度等级以及侧压量赋给板坯一个负荷计划号,这样就确定了该板坯的压下规程和喷水模式。

(4) 确定工作机架的配置数据

每一个工作机架(非故障的机架),操作人员都在过程键盘上输入相应的代码,计算机通过代码来判断机架是否参与轧制。

(5) 遗传系数的管理数据

轧制策略中的遗传系数分为短时遗传系数和长时遗传系数。

①短时遗传系数用于轧制具有相同材料特性且尺寸规格变化较小的带钢,存入计算机内存的中央数据缓冲区,随着生产过程的进行,其内容在不断地更新。

②长时遗传系数用于轧制材料特性或尺寸规格有较大变化的带钢,存入计算机外存的长时遗传系数文件中^[15]。

2.3.1.2 轧制策略数据分类及优先级选择

轧制策略所收集、准备和存贮的数据分为初始数据、常数、层别数据、实测数据、

操作人员输入数据、计算数据几类，数据说明见表 2.1。

其中操作人员的输入值见表 2.2。操作人员输入、修改的有关数据必须在规定的允许值范围之内，否则计算机将判定人工输入值无效。

表 2.1 轧制策略输入数据
Table2.1 Rolling strategy of set-up function

数据	数据说明
初始数据	钢卷号、板坯号、钢种、带钢目标尺寸、公差值等
常数	控制信息、物理常量、工厂设备数据
层别数据	各参数数据、材料属性数据
实测数据	粗轧区各个数值量
操作人员输入数据	操作人员干预值
计算数据	由其它功能计算所得的数据

表 2.2 操作人员输入值
Table2.2 HMI intervention values

序号	项目	影响范围	注释
1	道次数	以后的带钢	
2	负荷分配比修正值	以后的带钢	-9~9%
3	轧制速度	以后的带钢	
4	粗轧目标出口厚度修正值	在加热炉输出辊道之前所有“同标签带钢”	
5	粗轧目标宽度调整量	以后的带钢	限定在-10mm~+20mm
6	除鳞方式	以后的带钢	层别/所有道次入口除鳞 /奇数道次入口除鳞
7	粗轧设定请求	以后的带钢	
8	S/P 空过机架安排	以后的带钢	
9	RM 空过机架安排	以后的带钢	
10	除鳞模式	以后的带钢	自动/人工

轧制策略的数据有一定的优先级次序，轧制策略是根据数据的优先级来选择数据。轧制策略数据选择优先级说明见图 2.6 所示^[16]，优先级次序依次为操作人员输入数据、测量值、原始数据、层别数据。轧制策略根据优先级的先后顺序选择数据，首先从第 1 级别中选择，而如果第 1 级别中没有合适的数值，那么第 2 优先级的数据将被选用；第 2 级中如仍没有合适数据则继续向下一级寻找。依此类推，每个级别中的数据都有可能被选中。

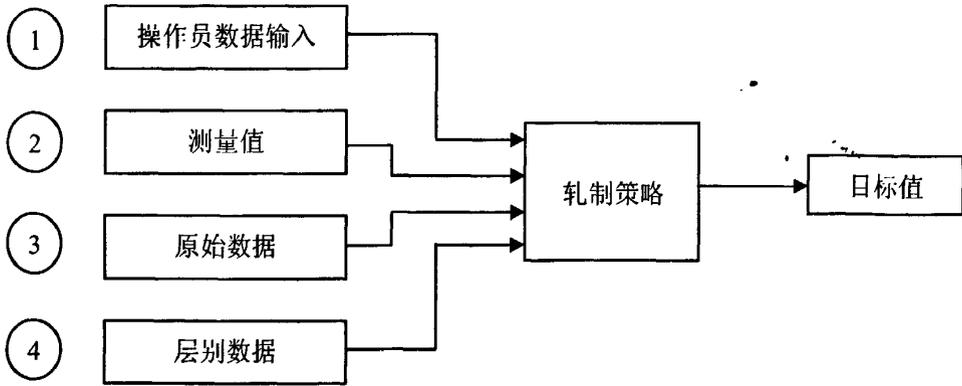


图 2.6 轧制策略数据选择优先级说明图

Fig.2.6 The explanatory drawing of selecting rolling strategy's data Priority

2.3.1.3 轧制策略触发时刻

- (1) 板坯从加热炉中抽出；
- (2) 板坯进入粗轧除鳞机之前。

2.3.2 道次计划计算

道次计划计算是将水平辊机架压下位置和立辊侧压位置的设定值按计划分配到各机架的道次之中。在考虑满足工艺及设备极限条件下，采用最小道次数，将一块板坯经粗轧机架轧制成具有目标尺寸的粗带坯。

在轧件进入机架前，必须根据设定值预调整机架。如果在轧制期间轧件与预调时的特性不符，如硬度变大，则在下一道次必须重新计算设定值，以避免由于工艺系数变化导致宽度和厚度不能达到目标值^[17]。

道次计划计算是设定计算的核心单元，包括道次计划预计算、再计算和后计算，道次计算总体流程如图 2.7 所示。

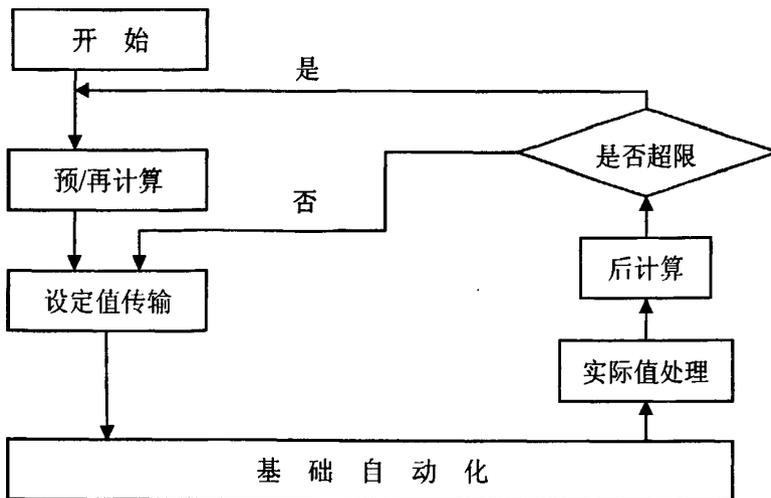


图 2.7 道次计算总体流程图

Fig.2.7 The general flow chart of pass calculation

2.3.2.1 道次计划预计算

在板坯没有进入粗轧机之前，道次计划预计算根据板坯数据、粗轧带钢目标值和工艺规程，确定各道次压下量和工艺参数值^[18]。计算板坯温度、材料硬度、轧制力、轧制力矩等，并由此来确定设定值。道次计划预计算在过程未发生前进行的计算^[19]，所以具有预报作用。

道次计算预计算模型具体确定以下各项参数：除鳞机设定参数、定宽压力机设定参数、辊道设定参数、侧导板开口度、粗轧机 R1 设定参数、立辊轧机 R2 设定参数、粗轧机 R2 设定参数、延迟辊道设定参数、热卷箱设定参数。

2.3.2.2 道次计划后计算

道次计划后计算是带钢在每个道次轧制之后，对所有工艺参数进行的计算。在计算中，考虑当前机架位置和轧件尺寸，通过计算值与测量值的比较，修正原模型系数，这样可以用更高的模型精度来描述轧制过程，并对后续道次进行更精确的计算。在最后一个道次，将这些修正系数分解成与机架和材料相关的自适应值存储起来，并应用于下块带钢的设定计算过程^[20]。可见，道次计划后计算具有校正一自适应作用。

2.3.2.3 道次计划再计算

当轧件尺寸的预计算值与后计算结果之差大于允许的误差范围时，启动道次计划再计算。根据当前轧件数据及后计算确定的修正系数，重新确定带钢厚度和宽度的压下分配，将上道次产生的误差分配到后续所有道次或机架中。道次计划再计算由道次计划后计算启动。

2.4 自学习计算

自学习计算是将预测值与实测值相比较，计算出自学习系数，进一步提高模型计算精度，以使下次预测值更接近实测值。

2.4.1 实测数据处理

实测数据是指在一定的采样周期内连续采集的十个数据。在使用实测采样数据进行自学习之前，需要对其进行滤波处理：

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i - x_i^{\max} - x_i^{\min}}{n-2} \quad (2.1)$$

式中： x_i —采样数据；

x_i^{\max} —采样数据的最大值；

x_i^{\min} —采样数据的最小值。

2.4.2 学习计算执行条件判断

学习计算执行条件判断分为实际道次数校核与数据极限检查。

(1) 实际道次数校核

当实际道次数与预设不同时，不做学习计算。

(2) 极限检查

实测数据必须进行极限检查，以免非正常计算。

2.4.3 学习计算

实测数据滤波处理后，根据执行条件进行学习计算。粗轧区学习内容包括压边机轧制力、轧机轧制力、压边机功率、轧机功率、粗轧出口温度、粗轧出口宽度和精轧出口宽度。

(1) 水平辊轧制力、立辊轧制力的自学习

由于轧机弹跳的影响，轧制力自学习计算时，不能将实测轧制力 P^* 与轧制力预测值 P 进行直接比较^[15]。根据实测轧制力 P^* 先求出实际出口厚度 h^* ，再根据出口厚度用模型重新计算出预测轧制力，然后进行学习计算。

实际出口厚度：

$$h^* = S_0 + \frac{P^* - P_0}{C} \quad (2.2)$$

式中： h^* —实际出口厚度，m；

S_0 —零点辊缝，m；

P^* —实测轧制力，Pa；

P_0 —零点辊缝对应的预压靠力，Pa；

C —轧机刚度，N/m。

考虑厚度变化的轧制力预测值的计算：由于 S_0 与 P_0 不变，所以采用下式来重新计算轧制力：

$$P' = P - \left(\frac{P^* - P}{C} \right) \times Q \quad (2.3)$$

式中： P' —考虑厚度变化后的轧制力预测值，Pa；

P —原来的轧制力预测值，Pa；

C —轧机刚度系数，N/m；

Q —带钢塑性刚度系数，N/m。

轧制力的自学习：

$$\begin{cases} C_1 = C_0 \times \frac{P^*}{P'} \\ C_N = \alpha_p \times C_1 + (1 - \alpha_p) \times C_0 \end{cases} \quad (2.4)$$

式中： C_1 —学习系数瞬时值；

P^* —实测轧制力，Pa；

P' —轧制力预测值，Pa；

C_0 —上次的学习系数；

C_N —学习系数当前值；

α_p —轧制力学习增益系数。

(2) 水平辊轧制力矩与立辊轧制力矩的自学习

$$\begin{cases} C_1 = C_0 \times \frac{M_{ACT}}{M_{PRE}} \\ C_N = \alpha_M \times C_1 + (1 - \alpha_M) \times C_0 \end{cases} \quad (2.5)$$

式中： C_1 —学习系数瞬时值；

M_{ACT} —轧制力矩实测值，N·m；

M_{PRE} —轧制力矩预测值，N·m；

C_0 —上次的学习系数；

C_N —学习系数当前值；

α_M —轧制力矩学习增益系数。

(3) 粗轧水平辊轧机功率、粗轧立辊轧机功率自学习

电机功率实测值： $N_{ACT} = \frac{N_{上} + N_{下}}{2}$ 。

$$\begin{cases} C_1 = C_0 \times \frac{N_{ACT}}{N_{PRE}} \\ C_N = \alpha_N \times C_1 + (1 - \alpha_N) \times C_0 \end{cases} \quad (2.6)$$

式中： C_1 —学习系数瞬时值；

N_{ACT} —电机功率的实测值，w；

N_{PRE} —设定功能的轧机电机功率预测值，w；

C_0 —上次的学习系数；

C_N —学习系数当前值；

α_N —电机功率学习增益系数。

(4) 粗轧温度自学习

粗轧区总温降实测值是板坯出炉温度与粗轧出口实测温度之差。粗轧区总温降的预测值通过从板坯出炉到粗轧出口的一系列温度模型计算。包括空冷过程、水冷过程、接触传热、变形温升、摩擦温升等计算模型的预测值 ΔT 。

$$\begin{cases} \Delta T^* = T_0 - T_{ACT} \\ C_1 = C_0 \times \frac{\Delta T^*}{\Delta T} \\ C_N = \alpha_T \times C_1 + (1 - \alpha_T) \times C_0 \end{cases} \quad (2.7)$$

式中： C_1 —学习系数瞬时值；

ΔT^* —温降实测值， $^{\circ}\text{C}$ ；

ΔT —温降预测值， $^{\circ}\text{C}$ ；

T_0 —出炉温度， $^{\circ}\text{C}$ ；

T_{ACT} —粗轧出口实测温度， $^{\circ}\text{C}$ ；

C_0 —上次的学习系数；

C_N —学习系数当前值；

α_T —温度学习增益系数。

(5) 粗轧粗口宽度自学习

使用 R2 最后道次出口轧件宽度的实测值 B_{R2}^* ，来学习 R2 最后一个道次的绝对宽展量 ΔB ：

$$\begin{cases} \Delta B = B_{R2}^* - B_{R2} \\ \Delta B_N = \alpha_B \times \Delta B - (1 - \alpha_B) \times \Delta B_0 \end{cases} \quad (2.8)$$

式中： ΔB —R2 最后道次宽展量瞬时值，m；

B_{R2}^* —R2 最后道次出口轧件宽度实测值，m；

B_{R2} —R2 最后道次入口轧件宽度设定值，m；

ΔB_N —R2 最后道次宽展量更新值，m；

ΔB_0 —上一块带钢 R2 最后道次宽展量，m；

α_B —粗轧宽度学习增益系数。

(6) 精轧出口宽度的自学习

用 R2 最后道次轧件宽度实测值 B_{R2}^* 与精轧出口轧件宽度实测值 B_F^* 来进行精轧出口宽度的自学习：

$$\begin{cases} \Delta B_F = B_{R2}^* - B_F^* \\ \Delta B_{FN} = \alpha_{BF} \times \Delta B_F - (1 - \alpha_{BF}) \times \Delta B_{F0} \end{cases} \quad (2.9)$$

式中： ΔB_F —精轧宽展量瞬时值，m；

B_F^* —精轧出口轧件宽度实测值, m;

ΔB_{FN} —精轧宽展量更新值, m;

ΔB_{F0} —上一块带钢精轧宽展量, m;

α_{BF} —精轧宽度学习增益系数。

2.5 本章小结

(1) 深入分析了粗轧过程控制系统的轧件跟踪、数据通讯、人机界面和粗轧设定等功能。

(2) 建立了粗轧过程水平辊轧制力和力矩、粗轧立辊轧制力和力矩、粗轧水平辊轧机功率、粗轧立辊轧机功率、粗轧出口温度、粗轧区出口宽度和精轧区出口宽度的自学习模型。

第3章 粗轧过程数学模型

用数学的方法描述一个带钢热连轧生产过程的输入和输出关系的数学表达式,叫做带钢热连轧的数学模型。起源于20世纪60年代的带钢热连轧计算机控制系统,经历了几十年的发展,已经日臻成熟,并且给国内外钢铁工业生产带来了显著的经济效益。伴随而来的,带钢热连轧数学模型也成为工业自动化领域中,发展得迅速而成熟、并且取得经济效果十分明显的数学模型。数学模型的计算精度越高,产品质量的控制精度才能越高^[21]。

粗轧过程数学模型主要包括轧制力计算模型、温度计算模型等,由于在粗轧阶段要进行调宽和控宽,所以还包括宽度计算模型。粗轧过程控制系统通过调用基于这些数学模型所编写的程序模块来进行温度、轧制力、轧件外形尺寸等参数的预测。

3.1 轧制力计算模型

轧制力是各类轧机最重要的设备参数与工艺参数,广泛应用于机械设备的强度设计与校核,同时又是制定工艺制度、调整轧机以及强化轧制、以扩大产品范围和充分地挖掘设备潜力的重要原始参数。轧制力数学模型在轧制过程计算机控制中起着重要的作用,是计算机设定控制、厚度控制和板型控制的基础模型^[5]。轧制力又分为水平轧制力与立辊轧制力。立辊轧制力与水平辊轧制力的计算方法相同。

3.1.1 水平轧制力

在普通轧制条件下,轧制力计算的基本公式为:

$$P = F \times \bar{P} = F \times Q_p \times \sigma \quad (3.1)$$

式中: F —接触面积, m^2 ;

\bar{P} —平均单位压力, Pa;

Q_p —外摩擦应力状态系数;

σ —平面应变条件变形抗力, Pa。

其中 F 是决定轧制力的几何因素; Q_p 是决定轧制力的力学因素^[1]; \bar{P} 的大小主要决定于两个因素^[23]。

(1) 金属材料的机械性能—变形抗力

变形抗力与变形材质、变形温度、变形速度以及变形程度有关。材质硬、温度低、变形速度高、变形程度大,都将使材料的变形抗力增加。

(2) 变形区的应力状态

水平轧制力主要取决于轧件平面的变形抗力和外摩擦应力状态系数。几十年来，国内外发表了很多计算轧制力的公式，实际上是给出了应力状态系数 Q_p 的计算方法。

3.1.1.1 西姆斯轧制力简化公式

热轧轧制压力模型应用最广泛的是西姆斯压力公式。其特点是假设轧制时沿整个接触弧发生黏着。为了数学处理与计算方便，许多轧钢专家将西姆斯压力公式进行简化处理，以下是较为常见的六种形式^[2]：

志田茂公式：

$$Q_p = 0.8 + (0.45 \times \varepsilon + 0.04) \times (\sqrt{R/H} - 0.5) \tag{3.2}$$

美坂佳助公式：

$$Q_p = \pi/4 + 0.25 \times l/\bar{h} \tag{3.3}$$

日立公式：

$$Q_p = 0.8062 - 0.3023 \times \varepsilon + (0.0419 + 0.4055 \times \varepsilon - 0.2246 \varepsilon^2) \times \sqrt{R/h} \tag{3.4}$$

克林特里公式：

$$Q_p = 0.75 + 0.27 \times l/h \tag{3.5}$$

斋藤公式：

$$Q_p = \begin{cases} 0.25 \times (\pi + l/\bar{h}) & l/\bar{h} \geq 1 \\ 0.25 \times (\pi + \bar{h}/l) & l/\bar{h} < 1 \end{cases} \tag{3.6}$$

孙一康公式：

$$Q_p = 0.8049 - 0.3393 \times \varepsilon + (0.2488 + 0.0393 \times \varepsilon + 0.0732 \times \varepsilon^2) \times l/\bar{h} \tag{3.7}$$

式中： ε —压下率；

R —轧辊半径，m；

H —入口轧件厚度，m；

l —变形区长度，m；

\bar{h} —轧件平均厚度，m；

h —轧件出口厚度，m。

以上是外摩擦应力状态系数 Q_p 的计算，将 Q_p 带入式(3.1)中，即得西姆斯公式的六种简化形式的轧制力公式。

3.1.1.2 福特—亚力山大公式

根据亚历山大—福特法，当忽略轧辊压扁时，变形抗力可表示成^[17]：

$$\begin{cases} K = 2 \times K_g \times \tau \\ K_g = 0.25 \times (\pi + Z_a) = 0.25 \times \left(\pi + \frac{2 \times L}{H + h} \right) \end{cases} \quad (3.8)$$

式中：K—变形抗力，Pa；

K_g —几何系数；

τ —轧件屈服剪应力，Pa；

Z_a —变形区算术平均形状比。

$$P = 0.25 \times B \times L \times \left(\pi + \frac{2L}{H + h} \right) \times \sigma \quad (3.9)$$

式中：L—接触弧长度，m；

H—入口轧件厚度，m；

h—出口轧件厚度，m。

3.1.2 接触面积与轧辊压扁半径

3.1.2.1 接触面积与接触弧长

若计算轧制力必须计算轧件与轧辊的接触面积与接触弧长，接触面积F是轧件与轧辊实际接触面积的水平投影。

$$F = l_c \times \bar{B} \text{ (平轧)} \quad (3.10)$$

$$F = l_{cE} \times \bar{H} \text{ (立轧)} \quad (3.11)$$

$$l_c = \sqrt{R \times (H - h)} \text{ (平轧)} \quad (3.12)$$

$$l_{cE} = \sqrt{R \times (B - b)} \text{ (立轧)} \quad (3.13)$$

式中： l_c 、 l_{cE} —接触弧长，m；

\bar{B} 、 \bar{H} —轧辊入口与出口处宽度、厚度平均值，m；

H—入口轧件厚度，m；

h—出口轧件厚度，m；

B—入口轧件宽度，m；

b—出口轧件宽度，m。

当单位轧制压力较大时，处在变形区的轧辊表面将被压扁，使接触弧长度增加，在计算轧制力时要考虑轧辊压扁的影响^[22]。轧辊弹性压扁对接触弧长的影响，可以根据两

个圆柱体弹性压扁的公式推出来^[22]：

$$l'_c = m \times \bar{p} \times R + \sqrt{R \times \Delta h + (m \times \bar{p}_c \times R)^2} \quad (3.14)$$

$$m = \frac{8 \times (1 - \nu^2)}{\pi \times E} \quad (3.15)$$

式中： l'_c —轧辊压扁接触弧长，m；

\bar{p} —接触弧上的平均单位压力，Pa；

E —弹性模量，Pa；

ν —泊松比；

Δh —压下量，m。

3.1.2.2 轧辊压扁半径

钢轧辊的弹性模量 $E = 2.1 \times 10^{11}$ Pa，泊松比 $\nu = 0.3$ ，因此可得 $m = 1.1 \times 10^{-11}$ ，设 $l'_c = \sqrt{R' \times \Delta h}$ ，代入式(3.14)后化简可得：

$$R' = R \times \left(1 + 2 \times m \times \frac{\bar{p} \times l_c}{\Delta h} \right) \quad (3.16)$$

式中： R' —压扁后的轧辊半径，m；

R —轧辊半径，m；

l_c —接触弧长，m；

\bar{p} —接触弧上的平均单位压力，Pa；

Δh —压下量，m。

3.1.3 轧制力矩及功率

轧钢设备所用电机的功率和轧钢设备转动零件都必须根据轧制力矩和轧制功率的计算进行选择 and 校核，以保证电机和转动零件的安全。

(1) 轧制力矩

轧制力矩可根据轧制力确定。从图 3.1 可知，当轧件不受其他外力作用时，轧件对两个轧辊作用之法向力 N_1 、 N_2 和摩擦力 T_1 、 T_2 的合力 P_1 、 P_2 大小相等方向相反，且作用在一条直线上，所以轧辊所需的总轧制力矩为^[23]：

$$M = 2 \times P \times a = 2 \times P \times l_c \times \varphi \quad (3.17)$$

式中： M —轧制力矩，N·m；

P —轧制力，N；

a —力臂，m；

l_c —接触弧长, m;

φ —力臂系数, 粗轧时 $\varphi = 0.44 \sim 0.48$ 。

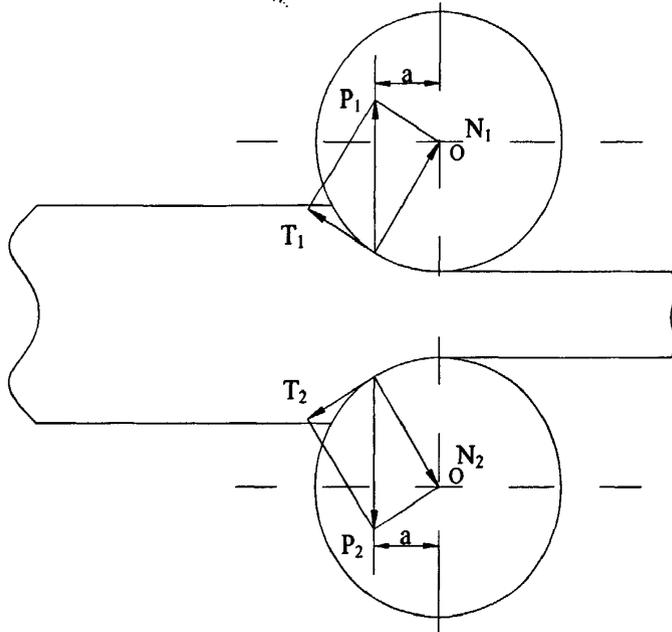


图 3.1 轧辊受力示意图

Fig.3.1 The scheme of force acting on roll

(2) 轧制功率

$$N = M \times \frac{V}{R} \tag{3.18}$$

式中: M —轧制力矩, N·m; V —轧制速度, m/s; R —轧辊半径, m。

3.2 变形抗力模型

变形抗力是金属在一定变形温度、变形速度和变形程度条件下的屈服极限。在平面变形状态下的屈服极限称为平面变形抗力, 在单向应力状态下的屈服极限称为单向变形抗力。使用如下公式进行计算。

志田茂对 8 种碳素钢进行了实验, 提出了下述公式^[24], 此公式将温度区域分成两个区域, 其临界温度为 t_d 。实验条件^[5]: 含碳量: 0.01%~0.16%; $T = 973 \sim 1473K$; $\dot{\epsilon} = 0.1 \sim 100s^{-1}$; $\epsilon < 0.7$ 。

$$K = \begin{cases} \frac{2}{\sqrt{3}} \times \left\{ 0.28 \times \exp\left(\frac{5.0}{T} - \frac{0.01}{C+0.05}\right) \times \left(\frac{\dot{\epsilon}}{10}\right)^m \times \left[1.3 \times \left(\frac{\epsilon}{0.2}\right)^n - 0.3 \times \left(\frac{\epsilon}{0.2}\right) \right] \right\} & t \geq t_d \\ \frac{2}{\sqrt{3}} \times \left\{ 0.28 \times g \times \exp\left(\frac{5.0}{T_d} - \frac{0.01}{C+0.05}\right) \times \left(\frac{\dot{\epsilon}}{10}\right)^m \times \left[1.3 \times \left(\frac{\epsilon}{0.2}\right)^n - 0.3 \times \left(\frac{\epsilon}{0.2}\right) \right] \right\} & t < t_d \end{cases} \tag{3.19}$$

$$T = \frac{t+273}{1000}, \quad t_d = 950 \times \frac{C+0.41}{C+0.32} - 273$$

$$n = 0.41 - 0.07 \times C$$

$$g = 30.0 \times (C + 0.90) \times \left\{ T - 0.95 \times \frac{C - 0.49}{C - 0.42} \right\}^2 + \frac{C + 0.06}{C + 0.09}$$

$$m = \begin{cases} (0.019C + 0.126)T + (0.075C - 0.050) & t \geq t_d \\ (0.081C - 0.154)T + (0.207 - 0.019C) + \frac{0.027}{C + 0.320} & t < t_d \end{cases}$$

式中： K —变形抗力， kg/m^2 ；

t —变形温度， $^{\circ}\text{C}$ ；

$\dot{\varepsilon}$ —平均变形速度， s^{-1} ；

ε —变形程度(真应变)；

C —碳当量。

为适应计算机控制对变形抗力模型的要求，把各种钢种的数据按下列公式结构进行非线性回归，得到公式^[5]。

$$K = \frac{2}{\sqrt{3}} \times \sigma_0 \times \exp(a_1 \times T + a_2) \times \left(\frac{\dot{\varepsilon}}{10} \right)^{(a_3 \times T + a_4)} \times \left[a_5 \times \left(\frac{\varepsilon}{0.4} \right)^{a_6} - (a_6 - 1) \times \left(\frac{\varepsilon}{0.4} \right) \right] \quad (3.20)$$

$$T = (t + 273) / 1000$$

式中： K —变形抗力， kg/m^2 ；

t —变形温度， $^{\circ}\text{C}$ ；

σ_0 —基准变形抗力，即 $t=1000^{\circ}\text{C}$ 、 $\varepsilon=0.4$ 、 $\dot{\varepsilon}=10\text{s}^{-1}$ 时的变形抗力， Pa ；

$\dot{\varepsilon}$ —平均变形速度， s^{-1} ；

ε —变形程度(真应变)；

$a_1 \sim a_6$ —模型系数。

在式(3.19)与式(3.20)中， $\dot{\varepsilon}$ 和 ε 的计算公式为：

$$\text{平轧时: } \dot{\varepsilon} = \frac{v_R}{l'_c} \times \ln \frac{H}{h}; \quad \text{立轧时: } \dot{\varepsilon} = \frac{v_E}{l'_{cE}} \times \ln \frac{B_0}{B_E}; \quad \varepsilon = \ln \frac{H}{h}.$$

式中： v_R 、 v_E —平轧、立轧轧制速度， m/s ；

l'_c 、 l'_{cE} —平轧、立轧考虑轧辊压扁的接触弧长， m ；

B_0 、 B_E —立辊轧制前后轧件宽度， m 。

应用离线实验数据，按照式(3.20)进行线性回归，得出不同钢种的模型系数，供过程控制设定计算时调用，其中一些钢种的系数值见表 3.1~表 3.3。

表 3.1 普通碳素钢变形抗力数学模型回归系数
Table3.1 Regression coefficient of ordinary carbon steel deformation
resistance mathematical model

牌号	回归系数						
	σ_0/MPa	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
AD1	143.6	-3.130	3.984	0.4103	-0.4105	0.4847	1.575
AD2	146.9	-2.655	3.379	0.1456	-0.0754	0.4673	1.579
Q215(A2)	150.0	-2.793	3.556	0.2784	-0.2460	0.4232	1.468
Q235(A3)	150.6	-2.878	3.665	0.1861	-0.1216	0.3795	1.402
Q235(A3F)	140.3	-2.923	3.721	0.3102	-0.2659	0.4554	1.520
Q215(B2F)	138.4	-2.716	3.458	0.2099	-0.1346	0.4552	1.595
Q235(B3F)	139.8	-2.861	3.642	0.2540	-0.1993	0.4349	1.510
Q235(B3F(2))	143.9	-2.703	3.441	0.2572	-0.2016	0.4408	1.553
Q235(B3Cu)	147.3	-2.977	2.789	0.3104	-0.2661	0.4534	1.697

表 3.2 低合金钢变形抗力数学模型回归系数
Table3.2 Regression coefficient of the low-alloy steel deformation
resistance mathematical model

牌号	回归系数						
	σ_0/MPa	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
16Mn	156.7	-2.723	3.446	0.2545	-0.2197	0.4658	1.566
16MnCu	160.1	-0.2427	3.090	0.0637	0.0387	0.4005	1.499
14MnMoV	177.1	-2.694	3.429	0.2616	-0.2445	0.4337	1.499
20Mn	136.5	-2.057	3.892	0.3743	-0.3194	0.4237	1.515
20MnSi	163.5	-2.494	3.174	0.0653	-0.0238	0.4247	1.492
10Ti	161.2	-2.527	3.217	0.1520	-0.0839	0.4090	1.460
15Ti	171.1	-2.074	2.640	0.1457	-0.0840	0.3698	1.926
10CrNi5MoV	161.1	-2.922	3.720	0.2451	-0.2086	0.3752	1.362
10CrNi2MoV	153.1	-2.919	3.716	0.2652	-0.2379	0.4042	1.419
28CrNi2MoV	154.8	-2.057	3.892	0.2220	-0.1697	0.3729	1.384
30CrSiMn	159.9	-2.883	3.670	0.1627	-0.0945	0.3454	1.337
12Mn	160.9	-2.744	3.493	0.2270	-0.1865	0.4433	1.543
12MnNb	164.5	-2.682	3.414	0.1216	-0.0508	0.4079	1.463
12Mn ¹	146.7	-2.541	3.234	0.2186	-0.1825	0.4801	1.529
12MnNb ¹	152.7	-2.270	2.890	0.0944	-0.0369	0.4927	1.844
Y12CrCaS	168.6	-2.454	3.124	0.4122	-0.4437	0.6638	2.364
Y45CrCaS	157.6	-2.933	3.734	0.2118	-0.1378	0.5728	2.034
Si15AQ	154.3	-2.621	3.336	0.2394	-0.2072	0.6631	2.403

注：上标 1 表示在进行变形抗力试验时，将试件加热到 1250℃，再冷却到 850~1150℃进行压缩，得

到变形抗力的试验数据。

表 3.3 优质碳素结构钢变形抗力数学模型的回归系数
Table3.3 Regression coefficient of high Quality Carbon Construction Steel
deformation resistance mathematical model

牌号	σ_0/MPa	回归系数					
		a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
08F	136.1	-3.387	4.312	0.5130	-0.5320	0.5887	1.879
08A1	136.8	-2.999	3.818	0.3552	-0.3186	0.4996	1.742
10	151.4	-2.771	3.528	0.1147	-0.0353	0.4537	1.593
20	152.7	-2.609	3.321	0.2098	-0.1332	0.3898	1.454
45	158.8	-2.780	3.539	0.2262	-0.1569	0.3417	1.379

3.3 宽展模型

宽度精度是衡量热轧带钢产品质量的重要指标之一。良好的宽度精度不仅可以提高产品的成材率，而且将给热轧用户及后部工序创造更好的生产条件。目前热轧厂大都使用连铸坯，而连铸机在线调宽比较困难，带钢宽度在精轧机组又难以调整，所以带钢的宽度控制主要在粗轧阶段实现^[25-26]。因此，热轧带钢生产中宽展模型至关重要。

宽度计算模型用于计算轧件在粗轧轧制过程中的宽展。根据轧机类型，包括平轧和立—平轧两种情况。

平轧产生的宽展称之为自然宽展。在立辊轧制过程中，接近轧件边部发生增厚，所形成的断面通常称为狗骨形断面，用 h_r 、 h_b 、 A 、 C 四个参数来描述狗骨形的几何图形，如图 3.2 所示。轧制过程的摩擦力是一个影响宽度的非几何因素^[27]。图中 h_b 是狗骨最大高度； h_r 是轧件与轧辊接触高度； A 是狗骨峰位置； C 是狗骨影响区长度。

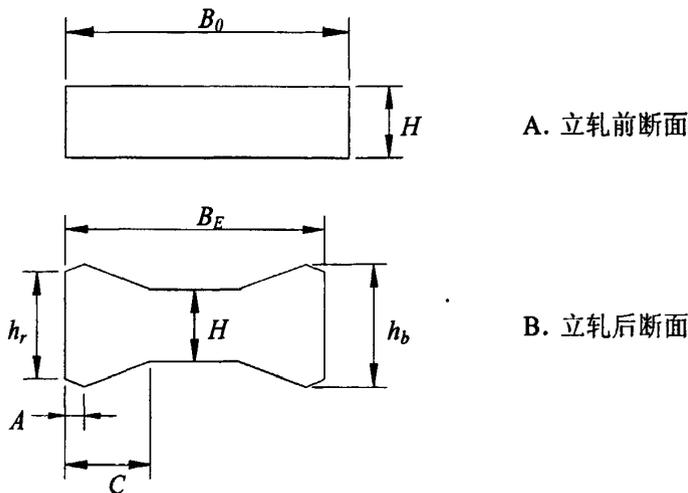


图 3.2 立轧前、后坯料断面形状示意图

Fig.3.2 Roll piece's profile before and after edger rolling

立—平辊轧制时，如图 3.3 所示。带狗骨形的轧件再进行水平轧制，首先是消除狗骨的轧制；然后是消除了狗骨后的矩形轧件再进行水平轧制^[28]。所以总宽展量等于自然宽展与狗骨宽展之和。

$$\Delta B = \Delta B_D + \Delta B_N \tag{3.21}$$

式中： ΔB —总宽展，m；
 ΔB_N —自然宽展，m；
 ΔB_D —狗骨宽展，m。

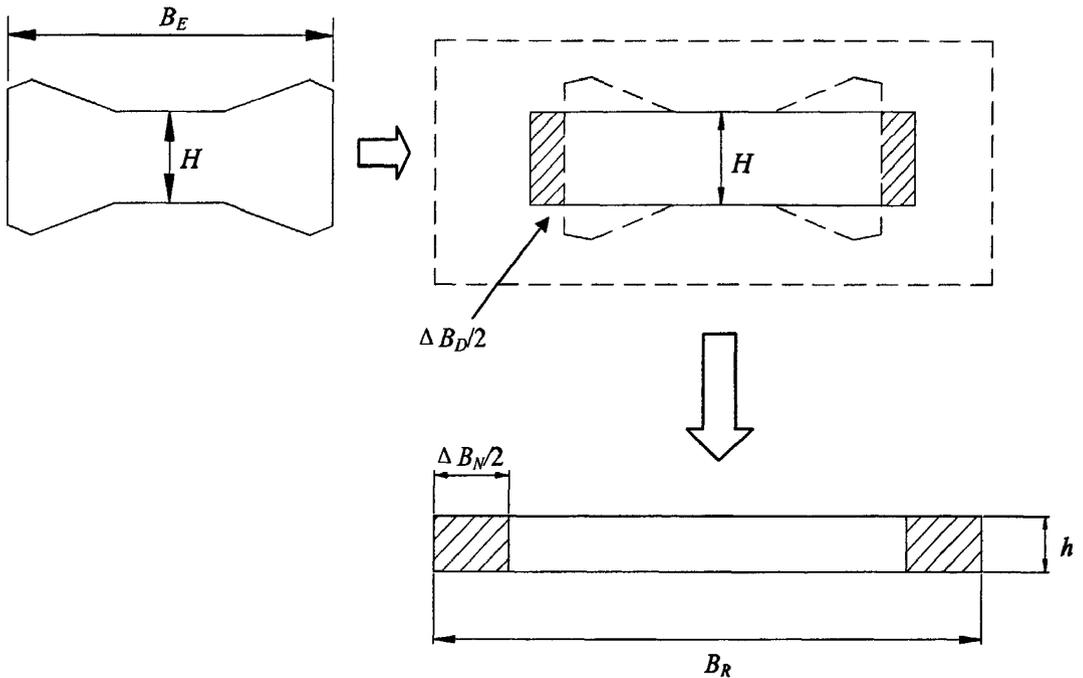


图 3.3 立轧后平轧过程中的轧件宽展
 Fig.3.3 Width spread during V-H rolling

3.3.1 自然宽展

3.3.1.1 B. П. 巴赫契诺夫公式

该式根据移动体积与消耗功成正比的关系，从理论上导出的宽展公式，忽略宽展的一些影响因素后得出实用的简化公式如下^[29]：

$$\Delta B_N = 1.15 \times \frac{\Delta h}{2 \times H} \times \left(\sqrt{R \times \Delta h} - \frac{\Delta h}{2f} \right) \tag{3.22}$$

式中： ΔB_N —自然宽展，m； Δh —压下量，m；
 H —轧件入口厚度，m； R —轧辊半径，m；
 f —摩擦系数。

巴赫契诺夫公式考虑了摩擦系数、相对压下量、变形区长度及轧辊形状对宽展的影响，也考虑了轧件宽度及前滑的影响。实践证明，用巴赫契诺夫公式计算平辊轧制的自然宽展可以得到与实际相接近的结果，因此可以用于实际变形计算中。

3.3.1.2 С. И. 古布金公式

通过实验得出正确地反映各种影响因素的宽展公式^[29]：

$$\Delta B_N = \left(1 + \frac{\Delta h}{H}\right) \times \left(f \times \sqrt{R \times \Delta h} - \frac{\Delta h}{2}\right) \times \frac{\Delta h}{H} \quad (3.23)$$

3.3.2 狗骨宽展

如图 3.3 所示，轧件立轧后再进行平轧，产生的狗骨宽展计算公式如下：

$$\begin{cases} \Delta B_D = b \times d_e \left(1 + \frac{\Delta B_N}{B_E}\right) \\ d_e = B_0 - B_E \\ \Delta B_N = B_E \times \left[\left(\frac{H}{h}\right)^a - 1\right] \end{cases} \quad (3.24)$$

$$\begin{cases} a = \exp \left[-1.64 \times m^{0.376} \times \left(\frac{B_E}{L}\right)^{0.016 \times m} \times \left(\frac{H}{R}\right)^{0.015 \times m} \right] \\ b = \exp \left[-1.877 \times \left(\frac{d_e}{B_0}\right)^{0.063} \times \left(\frac{H}{R_e}\right)^{0.441} \times \left(\frac{R_e}{B_0}\right)^{0.989} \times \left(\frac{B_0}{B_E}\right)^{7.591} \right] \\ m = \frac{B_E}{H} \end{cases} \quad (3.25)$$

式中： ΔB_D —狗骨宽展，m； ΔB_N —自然宽展，m； d_e —侧压量，m；

B_E —立轧后轧件宽度，m； B_0 —轧前宽度，m； B_E —立轧后轧件宽度，m；

H —轧前厚度，m； h —立平轧后厚度，m；

R —水平辊半径，m； R_e —立辊半径，m；

L —水平轧制的轧辊接触长度，m； a 、 b —几何参数。

3.4 温度控制模型

在轧钢生产过程中轧件温度的准确计算十分重要。准确地测量、分析、计算轧制过程各环节轧件温度的变化是优化负荷分配^[30-31]、控制材料性能、实现工艺过程计算机控制的重要前提。

(1) 轧制过程中各道次轧制力的计算精度将直接关系到负荷分配的合理性、轧件尺寸精度、板形和平面形状以及轧钢设备的安全运行。轧制力的准确计算与温度有关，温度模型作为计算热轧材变形抗力的子模型，在轧制力的计算中占有非常重要的地位。

(2) 温度的控制不仅影响到轧件的力学性能，而且会造成轧制压力波动从而影响到轧件厚度的均匀性；温度的控制还影响到轧件的表面质量。

由此可见，建立准确的温度计算模型是十分重要的。利用传热学中的辐射、对流、传导等公式，即可以推导出轧制过程中的温度计算模型^[5]。

3.4.1 热物理参数

在温度计算时，必须首先确定轧件的各项热物性参数^[32]，包括轧件密度 ρ 、热传导率 λ 、比热 C 等。本文给出了部分钢种的热传导率、比热与温度的关系，见表3.4和表3.5^[33]。根据热传导率、比热与温度的关系，利用线性插值的方法可以计算出任意温度的热传导率与比热的值。

表 3.4 钢的热传导率, W/(m·°C)
Table3.4 Heat conductivity of steel, W/(m·°C)

温度/°C	沸腾钢 0.06%C	镇定钢 0.08%C	低碳钢 0.23%C	中碳钢 0.4%C	Si-Mn 钢	18-8 不锈钢
1000	27.7	27.7	27.7	26.7	26.4	28.0
1050	28.0	28.0	28.0	27.2	27.2	28.5
1100	28.5	30.0	28.5	28.0	27.7	28.8
1150	29.3	29.3	29.3	28.8	28.5	29.3
1200	29.8	29.8	29.8	29.8	29.3	29.8
1250	30.2	30.2	30.2	30.7	30.1	30.2
1300	30.7	30.7	30.7	31.6	30.9	30.7

表 3.5 钢的比热, J/(Kg·°C)
Table3.5 Specific heat of steel, J/(Kg·°C)

温度/°C	沸腾钢 0.06%C	镇定钢 0.08%C	低碳钢 0.23%C	中碳钢 0.4%C	Si-Mn 钢	18-8 不锈钢
1000-1050	670	662	653	636	645	653
1050-1100	670	662	645	623	653	662
1100-1150	670	662	662	645	662	670
1150-1200	670	662	662	653	670	670
1200-1250	670	662	678	670	678	678
1250-1300	670	670	687	687	687	678
1300-1350	670	678	695	703	695	678
1350-1400	670	687	703	720	703	678

3.4.2 空冷过程

轧件处于空冷状态时，与周围介质的换热包括辐射散热、与空气的对流散热。当轧件运行时与周围空气产生强制对流散热以及轧件与接触辊道之间的接触散热。轧件与周围介质的辐射散热是空冷状态下的主要散热方式，其他换热方式的影响都可以包含在根据实测数据确定的热辐射率中。高温轧件表面以热辐射形式向外界散失热量^[34]，根据斯蒂芬—波尔兹曼定律，带钢空冷温降模型如下^[1]：

$$\Delta t = 100 \times \left[\left(\frac{t_1 + 273}{100} \right)^{-3} + \frac{6 \times \varepsilon \times \sigma}{100 \times c \times \rho} \times \frac{l_1}{h \times v} \right]^{\frac{1}{3}} - (t_1 + 273) \quad (3.26)$$

式中： Δt —带钢温降， $^{\circ}\text{C}$ ；

t_1 —带钢初始温度， $^{\circ}\text{C}$ ；

l_1 —辐射段长度，m；

v —轧件的轧制速度，m/s；

h —轧件的厚度，m；

ε —轧件的热辐射系数；

σ —斯蒂芬—玻耳兹曼常量， $5.67\text{w}/(\text{m}^2 \cdot \text{K}^4)$ ；

c —比热， $\text{J}/(\text{Kg} \cdot ^{\circ}\text{C})$ ；

ρ —密度， Kg/m^3 ；

h —轧件厚度，m。

3.4.3 水冷过程

水冷过程是一个强耦合的时变问题，理论上难以精确计算。对流是水冷换热的主要方式，水冷温降的计算主要针对对流换热考虑^[35]。对流传热的强度不但与物体的传热特性有关，而且主要取决于流体介质的物理性质和运动特性^[1]，所以对流传热是一个极其复杂的过程。本文采用基于牛顿公式的水冷温降模型：

$$\Delta T_d = \frac{2 \times k}{\rho \times c \times h} \times (T - T_w) \times \sqrt{\frac{b}{\pi \times a \times v}} \quad (3.27)$$

式中： k —表层导热系数， $\text{W}/(\text{m} \cdot \text{K})$ ；

ρ —轧件密度， kg/m^3 ；

c —比热， $\text{J}/(\text{kg} \cdot \text{K})$ ；

h —轧件厚度，m；

- b —冷却水接触长度, m;
- T —轧件温度, K;
- T_w —冷却水温度, K;
- a —轧件的热扩散率, m^2/s ;
- v —轧件速度, m/s。

3.4.4 接触传热

在轧制过程中, 热量由高温轧件流向低温的轧辊, 使得轧件温度降低。将轧件及轧辊作为半无限体, 忽略轧件与轧辊之间的热阻, 求得温度解析结果, 再乘以小于1的补偿系数^[5], 得出轧件温降 Δt_c 的解析模型:

$$\Delta t_c = \frac{4 \times \beta \times (t - t_R)}{h_c} \times \sqrt{\frac{\lambda}{c \times \rho \times \pi}} \times \frac{l'_c}{v} \quad (3.28)$$

- 式中: β —轧件与轧辊热传导效率, 一般为 0.48~0.55;
- t —带钢温度, $^{\circ}C$;
- c —比热, $J/(kg \cdot K)$;
- ρ —轧件密度, kg/m^3 ;
- t_R —轧辊温度, $^{\circ}C$;
- l'_c —压扁接触弧长, m;
- v —轧制速度, m/s;
- h_c —轧件平均厚度, $h_c = (H + 2h)/3$, m。

3.4.5 变形温升

轧制塑性变形功如下式所示:

$$Q_H = \bar{p} \times V \times \ln \frac{H}{h} \quad (3.29)$$

- 式中: \bar{p} —平均单位压力, Pa;
- V —轧件体积, m^3 ;
- H —轧件轧前厚度, m;
- h —轧件轧后厚度, m。

根据热量平衡, 塑性变形功使温度变化 Δt_H 的计算式表示为:

$$\Delta t_H = \frac{\bar{p} \times \ln \frac{H}{h}}{\rho \times c} \times \eta \quad (3.30)$$

式中： ρ —轧件密度， kg/m^3 ；
 c —比热， $\text{J}/(\text{kg}\cdot\text{K})$ ；
 η —塑性变形功转为轧件发热的百分率。

3.4.6 摩擦温升

根据能量守恒定律，轧制时轧辊所作的功将转变为塑性变形功与摩擦生成热，摩擦生成热使轧件的温度变化为：

$$\Delta t_f = \frac{N - h \times B \times v \times \bar{p} \times \ln \frac{H}{h}}{h \times B \times v \times \gamma_s \times c_s} \times \beta \quad (3.31)$$

$$\beta = \frac{\frac{\lambda_R}{\sqrt{\kappa_R}}}{\frac{\lambda_S}{\sqrt{\kappa_S}} + \frac{\lambda_R}{\sqrt{\kappa_R}}}$$

$$\kappa_R = \frac{\lambda_R}{\lambda_R \times c_R}, \quad \kappa_S = \frac{\lambda_S}{\lambda_S \times c_S}$$

式中： N —轧制功率， W ；
 β —轧件与轧辊的摩擦热分配系数；
 v —轧辊出口速度， m/s ；
 B —轧件轧前宽度， m ；
 H —轧件轧前厚度， m ；
 h —轧件轧后厚度， m 。
 λ_S 、 λ_R 、 γ_S 、 γ_R 、 c_S 、 c_R —轧件与轧辊的热传导率， $\text{W}/(\text{m}\cdot\text{°C})$ 、密度 kg/m^3 、比热， $\text{J}/(\text{kg}\cdot\text{K})$ 。

3.5 其它模型

3.5.1 轧件热态尺寸的计算

轧制计划中给出的板坯尺寸和成品宽度尺寸是冷态尺寸，由于轧件尺寸随温度的升高发生热膨胀，需要在用于粗轧过程控制时将其转换为热态尺寸，所以使用下面公式进行轧件尺寸的转换。需要转换的变量见表 3.6。

$$y = (1 + \alpha \times t) \times x \quad (3.32)$$

式中： y —热尺寸， m ； x —冷尺寸， m ；

α —热膨胀系数, $1/^\circ\text{C}$; t —温度, $^\circ\text{C}$ 。

表 3.6 需转换的变量
Table3.6 Variable needed transfer

目标变量	温 度
坯料尺寸	1. 抽钢温度—ACC 计算值
	2. 目标抽钢温度
	3. 常数 (按优先权安排)
目标粗轧坯尺寸	1. 粗轧出口温度的 RSU 计算值
	2. 粗轧出口温度目标值

3.5.2 辊缝和开口度设定

在粗轧阶段, 由于轧件厚度较大, 所以弹跳所占比重小, 厚度精度要求比较低, 所以使用的辊缝设定模型比较简单, 下面给出了平辊辊缝与立辊开口度的计算。

平辊辊缝:

$$S = h - \frac{P - P_0}{C} + S_0 \quad (3.33)$$

式中: h —设定出口厚度, m;

S_0 —零点辊缝, m;

P —预计算轧制力, N;

P_0 —零点轧制力, N;

C —轧机刚度, N/m。

立辊开口度:

$$E = B_E - \frac{P_E}{C_E} \quad (3.34)$$

式中: B_E —设定立辊出口宽度, m; P_E —计算立辊轧制力, N;

C_E —立辊刚度, N/m。

3.6 模型的自学习

由于控制系统中使用的过程控制模型都是一些简化的理论模型或经验模型, 因而在实际使用中很难精确地描述轧制过程。通过自学习的方法, 可以使控制模型的设定值计算精度满足过程控制要求^[36]。在粗轧阶段, 需要对轧制力计算模型、温度计算模型、宽度计算模型等进行自学习。模型形式表示为:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_m) \quad (3.35)$$

式中: y —模型预测量; x_1, x_2, \dots, x_m —模型自变量。

在式(3.35)中添加一个自学习系数 B ，一般有两种添加形式^[22]：

(1) 加法添加形式，此时模型形式为：

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_m) + B \tag{3.36}$$

(2) 乘法添加形式，此时模型形式为：

$$y = B \times f(x_1, x_2, \dots, x_m) \tag{3.37}$$

当第 n 次计算时， $B = B_n$ ，根据式(3.36)或(3.37)计算模型预测值 y_n ；结合实测值 y^* ，可以计算 B 的即时值 B_1 ， B_1 为下式所示：

$$B_1 = y^* - (y_n - B_n) \text{ 或 } B_1 = B_n \times \frac{y^*}{y_n}$$

使用指数平滑法计算 B_{n+1} ：

$$B_{n+1} = \alpha B_1 + (1 - \alpha) B_n \tag{3.38}$$

式中： α —平滑系数， $0 \leq \alpha \leq 1$ 。

平滑系数 α 值反映了对信息的利用程度，当 $\alpha = 1$ 时，即完全依赖第 n 次获得的实测信息，用它作为第 $n+1$ 根带钢的预报。这只有在仪表绝对可靠并没有误差的情况下才成为可能，而实际上是不可能的。如 $\alpha = 0$ ，则 $B_{n+1} = B_n$ ，表示第 n 次实测值不可靠，因此把第 n 次的预报值 B_n 仍作为第 $n+1$ 根带钢的预报值 B_{n+1} 。比较合理的办法应是根据每次实测数据的状况来决定 α 值的大小(即 α 值每次是变化的)。

当 α 取大值时，可以加快学习纠正，但同时又容易引起学习的振荡；而当 α 值取小值时，则学习过程放慢，但比较稳定，如图 3.4 中的曲线所示。

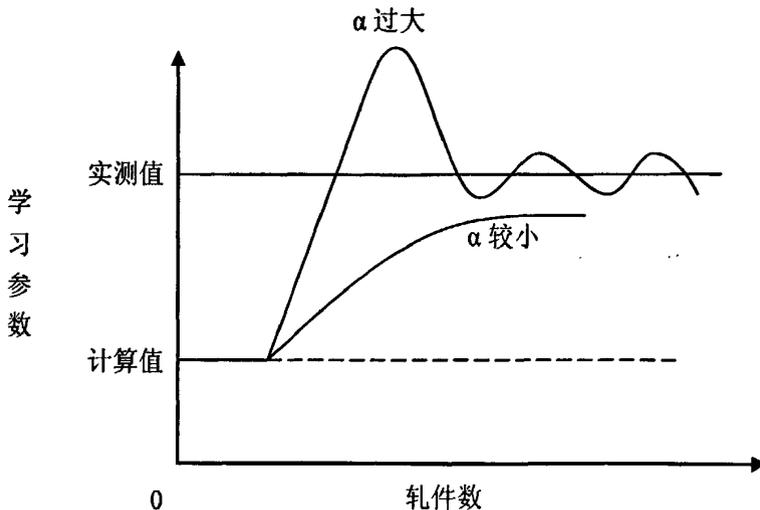


图 3.4 自学习过程

Fig.3.4 Self-learning process

在实际生产中,当换规格等情况发生时,希望自学习功能很快起作用,并且希望快速学习,以克服环境的变动;而当轧过四五根钢后,设定精度由于学习而较高时,则希望加以稳定而不希望由于出现不好的实测数据反而学坏。因此,在自学习功能中关于 α 值的取值应该注意如下几点:

(1) 严格控制条件,在数据不太可靠时,即使这一块钢不学习,也比学坏的要好。

(2) 换规格时, α 值适当加大(取 $\alpha = 0.4 \sim 0.5$),以加快修正过程。一旦当设定精度达到某一范围时,应适当减少 α 值($\alpha = 0.1 \sim 0.2$),以求得学习的稳定。

(3) 利用数据统计的可信度计算,判别本次实测数据的可靠程度,不可靠时,取 $\alpha = 0$ (不学习);可靠性高时,取 $\alpha = 0.35$ 或 0.4 ;而可靠性不是很高时,可取 $\alpha = 0.1$ 或者 0.2 。

3.7 本章小结

确定了用于粗轧过程控制的轧制力模型、变形抗力模型、宽展模型、温度控制模型以及其它模型的形式和自学习方法。为现场科研人员对粗轧系统的进一步开发提供了有利条件。

(1) 确定了用于粗轧过程控制的轧制力、变形抗力及宽展计算模型。

(2) 分析粗轧过程中引起轧件温度变化的各种传热形式,包括空冷、水冷、接触传热、变形温升、摩擦温升等,建立了粗轧过程温度控制模型。

(3) 通过平滑系数取值对自学习过程的影响的分析,提出了合理的平滑系数确定方法及其范围。

在连续流变挤压成形技术制备 AZ31 镁合金的过程中,液态合金发生流动与传热过程,半固态区合金发生流变行为以及物质传输行为,包括:工作辊的剪切作用、浆料的流动,凝固过程中热量的传递,溶质的扩散、固相的偏聚、再结晶与晶粒长大等物理化学现象。研究该过程中的速度场与温度场分布,对分析合金组织的形成机理,工艺参数优化具有重要意义。

第 4 章 粗轧过程轧制力 BP 神经网络预测

轧制技术与轧制理论的发展离不开人类科学技术进步的大环境。80 年代以后,随着计算机应用的普及和硬件水平的不断提高,人工智能应用技术在各个领域取得了巨大成功,人工智能与传统方法不同,它避开了过去那种对轧制过程深层规律的无止境的探求,转而模拟人脑来处理那些实实在在发生了的事情。它不是从基本原理出发,而是以事实和数据为依据,来实现对过程的优化控制。

神经网络是人工智能的一种非常重要的方法。神经网络的应用已经取得了令人瞩目的成果,特别是自动控制、计算机科学、信息处理等方面的应用非常广泛。在轧钢领域也有一定的应用,在传统的计算轧制力的方法中,首先需要基于假设和平衡方程推导轧制力公式,研究变形抗力、摩擦条件、外端等因素的影响,精度不能满足要求时加入经验系数进行修正。而利用人工神经网络进行轧制力预测,所依据的是大量在线采集到的轧制力数据和当时各种参数的实际值。为了排除偶然性因素,所用的数据必须是大量的,足以反映出统计性规律。

本章介绍使用 MATLAB 语言建立神经网络模型,对模型进行训练,选取合适的参数,并利用训练好的模型来进行预测,可以起到对生产过程中确定轧制参数起到一定的辅助作用。

4.1 神经网络概述

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANNs),也称为神经网络(NNs),是模拟生物神经网络进行信息处理的一种数学模型。它以对大脑的生理研究成果为基础,其目的在于模拟大脑的某些机理与机制,实现一些特定的功能。目前,人工神经网络已应用于很多领域^[7]。

4.1.1 生物神经元的结构与功能特点

人工神经网络从生物神经网络发展而来,一个神经元就是一个神经细胞,在人类大脑皮层中大约有 100 亿个神经元,60 万亿个神经突触以及他们的连接体。

神经元是基本的信息处理单元。生物神经元主要由细胞体、树突、轴突和突触组成,见图 4.1 所示。

(1)细胞体:细胞体是神经元的主体,由细胞核、细胞质和细胞膜三部分构成。它是神经元活动的能量供应地,也是进行新陈代谢的场所。

(2)树突：从细胞体向外延伸出许多突起的神经纤维，这些突起称为树突。神经元靠树突接受来自其他神经元的输入信息，相当于细胞体的输入端。

(3)轴突：由细胞体向外伸出的最长的一条分支，相当于信号的输出电缆，其端部的许多神经末梢为信号输出端子，用于传出神经活动。

(4)突触：神经元之间通过一个神经元的轴突末梢和其他神经元的细胞体或树突进行通信连接，这种连接相当于神经元之间的输入输出接口，称为突触。

现代生物学研究已经证明：人类大脑的活动，不是一个生物神经元所能完成的，也不是多个生物神经功能的简单叠加，而是多单元的非线性的动态处理系统。

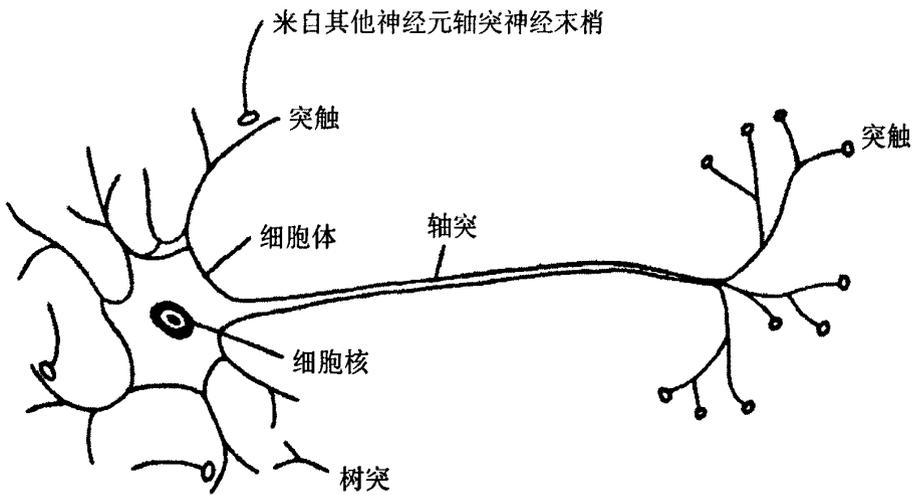


图 4.1 生物神经元模型
Fig.4.1 Biology neuron model

4.1.2 人工神经元模型

人工神经元是人工神经网络操作的基本信息处理单位。人工神经元的模型如图 4.2 所示，它是人工神经网络的设计基础。

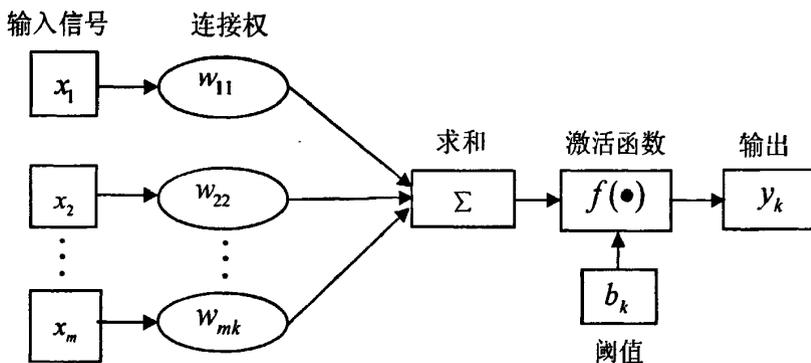


图 4.2 人工神经元模型
Fig.4.2 Artificial neuron model

人工神经元模型可以被看成由三种基本元素组成:

(1) 一组连接: 连接强度由各连接上的值表示, 权值可以取正值也可以取负值, 权值为正表示激活, 权值为负表示抑制。

(2) 一个加法器: 用于求输入信号对神经元的相应突触加权之和。

(3) 一个激活函数: 用来限制神经元输出振幅。激活函数将输入信号限制到允许范围内的一定值。通常一个神经元输出的正常幅度范围可写成 $[0, 1]$, 或者是 $[-1, +1]$ 。

另外, 还可以给一个神经元模型加一个外部偏置, 记为 b_k , 成为阈值。阈值的作用是增加或降低激活函数的网络输入。一个神经元 k 可以用如下公式表示:

$$u_k = \sum_{i=1}^m w_{ik} x_i \tag{4.1}$$

$$y_k = f(u_k + b_k) \tag{4.2}$$

式中: $x_i (i=1, \dots, m)$ —输入信号;

$w_{ik} (i=1, \dots, m)$ —神经元 k 的权值(m 为输入信号数目);

u_k —输入信号线性组合器的输出;

b_k —神经元单元的阈值;

$f(\bullet)$ —激活函数;

y_k —神经元输出信号。

激活函数有三种形式:

(1) 域值函数: 即阶梯函数, 用该函数可以把输入分成两大类:

$$f(v) = \begin{cases} 1 & v \geq 0 \\ 0 & v < 0 \end{cases} \tag{4.3}$$

(2) 分段线性函数: 该函数在 $[-1, +1]$ 线性区间内的放大系数是一致的, 这种形式的激活函数可以被看做非线性放大器的近似。

$$f(v) = \begin{cases} 1 & v \geq 1 \\ v & -1 < v < 1 \\ -1 & v \leq -1 \end{cases} \tag{4.4}$$

(3) 非线性转移函数: 该函数为实数域 R 到 $[0, 1]$ 的非连接函数, 最常用的非线性转移函数是单极性 Sigmoid()函数,定义如下:

$$f(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \tag{4.5}$$

其函数特点是函数本身及其导数都是连续的，能够体现数学计算上的优越性。

4.1.3 BP 神经网络的结构

误差反向传播网络(Error Back Propagation networks, 简称 BP 网络)是目前使用最广泛的一种人工神经网络，它也是前向网络的核心部分，体现了人工神经网络的精华^[7]。它的结构简单，工作状态稳定。BP 网络是一种有教师监督学习的多层神经网络。网络的学习过程包括正向传播和反向传播。在正向传播过程中，输入信息从输入层经隐层单元逐层处理，并传向输出层，经传递函数运算后得到输出值，与期望值比较从而获得误差，然后再将误差反向传播，沿原先的连接通路逐层返回并修改各层连接权值，使得误差信号减小。重复此过程，直至误差满足设定要求，BP 网络训练结束。至此得到一权系数矩阵，BP 网络的预测过程只包括正向传播过程，输出层的输出结果即为 BP 网络的预测值^[10]。

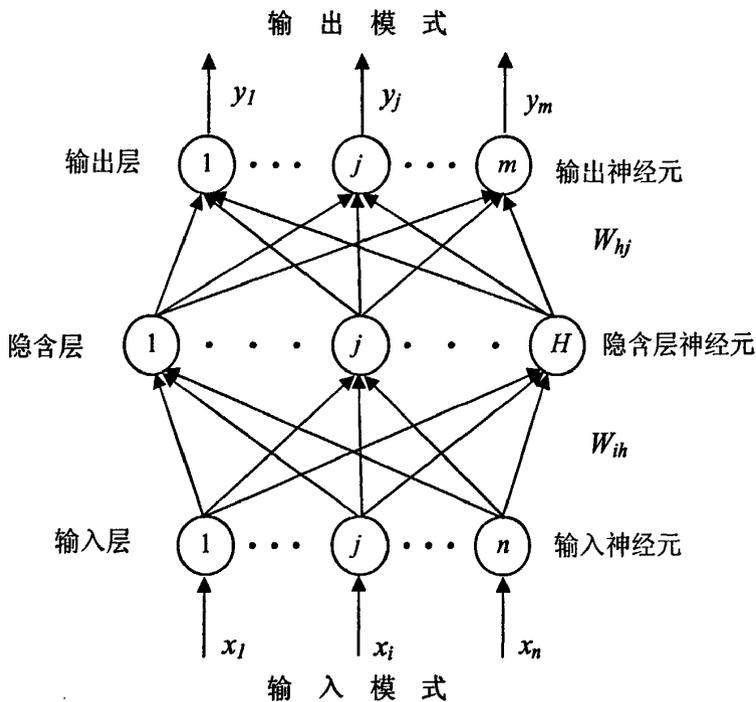


图 4.3 三层 BP 网络结构图

Fig.4.3 Three-level's BP Network structure

图 4.3 是一个典型的三层 BP 网络结构，它可从输入数据和所涉及的关系中进行“学习”，并从观察重复发生的事件中获得经验，特别适合于同时考虑许多因素和条件的、不精确和模糊的信息处理问题^[7]。

该网络有一个输入层，一个输出层，一个隐层，共三层网络。如图所示输入层有 n 个节点，输出层有 m 个节点，隐层有 H 个节点。图中： $x_1, x_2 \dots x_n$ —输入量； $y_1, y_2 \dots y_m$ —

输出量： w_{ih} —输入层节点与隐层节点之间的权值； w_{hj} —隐层节点与输出层节点之间的权值。

4.1.4 神经网络的特点

神经网络的基本属性反映了神经网络的特点，主要表现在以下几个方面。

(1) 并行分布式处理

神经网络具有高度的并行结构和并行实现能力，具有高速寻找优化解的能力，能够发挥计算机的高速运算能力，可以很快地找到优化解。

(2) 非线性处理

人脑的思维是非线性的，故神经网络模拟人的思维也应是非线性的。这一特点有助于处理非线性问题。

(3) 具有自学习功能

通过对过去的历史数据的学习，训练出一个具有归纳全部数据的特定的神经网络，自学习功能对于预测有特别重要的意义。

(4) 网络本身具有良好的可靠性、鲁棒性和容错性。

(5) 神经网络的硬件实现

要使人工神经网络更快、更有效地解决更大规模的问题，关键在于其超大规模集成电路(VLSI)硬件的实现，即把神经元连接制作在一块芯片上(多为COMS)构成的ANN。神经网络的VLSI设计方法近年来发展很快，硬件实现已成为ANN的一个重要分支。

4.2 BP神经网络模型的建立

4.2.1 模型建立思想

轧制力是热轧板带过程控制中的一个重要的参数，带钢热连轧过程中，压下量计算要依据轧制力分配来确定，所以轧制力预设定精度无疑对产品质量有重要的影响^[37]。为了满足用户日益提高的尺寸精度要求，有必要提高精轧机组预设定的灵活性和准确性。提高轧制力预设定精度的问题也越来越迫切。

化学成分、生产工艺参数与成品最终力学性能之间的关系是非常复杂的，在生产过程中也不断受到各种随机因素的干扰，它们之间的关系很难用准确的数学表达式表示出来，而成品最终性能又是用户很关注的。根据在线控制时的实际情况，在线控制模型力求简单一些。在模型结构形式上采取一些简化措施，参数变量也尽量少。这就决定了数学模型的不完整性，因而也不能对客观对象提供精确的描述。所以常规的轧制力计算公

式不能提供足够精确的近似值。即使采用自适应技术，利用实测数据重新计算模型参数，但由于模型本身结构的限制，难于适应实际生产过程。而由于人工神经网络具有良好的可靠性、鲁棒性和容错性，而且可以逼近任意复杂的非线性关系，通过对过去的历史数据的学习，训练出一个具有归纳全部数据的特定的神经网络，可以取得理想的效果。所以为了提高粗轧机组轧制力预设精度，采用人工神经网络和数学模型相结合的方法，如图 4.4 所示^[38]。

BP 神经网络直接预测轧制力主要有两种方法：一种是将工艺参数如轧制温度、入口厚度、出口厚度、轧制速度以及前后张力、材料的化学成分等作为神经网络输入参数，利用这些输入参数直接预报轧制力的大小。第二种是利用神经网络预报轧件的变形抗力，然后将该变形抗力作为传统轧制力数学模型的一个输入项。本文采取第一种方法进行建模预测，并将预测值、传统数学模型计算值与实测值的相对误差进行比较。

本文以粗轧机组为研究对象，建立了宝钢 2050mm 粗轧水平辊各道次的轧制力 BP 神经网络预测模型。所用数据为宝钢 2050mm 热轧生产线的 3100 块带钢，训练模型时用 3000 块带钢，另 100 块带钢作为预测样本，由于训练样本中不包括预测样本，所以预测效果具有普遍性。

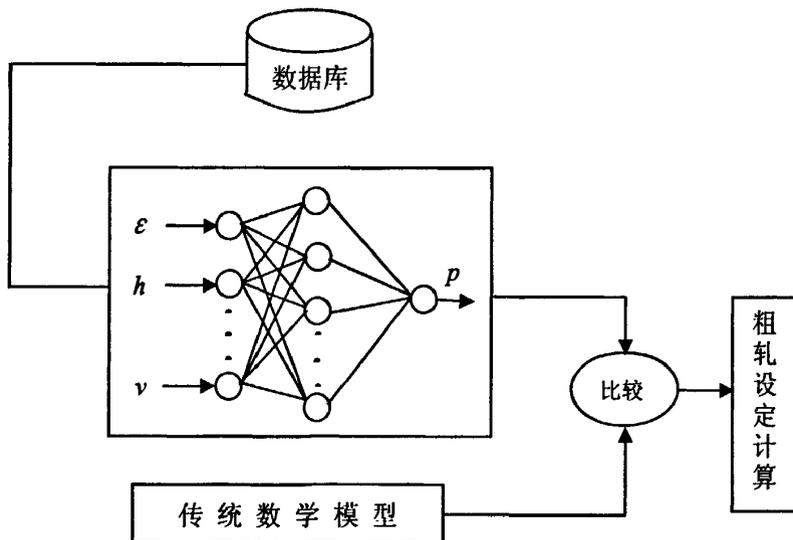


图 4.4 人工神经网络与数学模型比较图

Fig.4.4 The comparison of Artificial Neural Network with Mathematical model

4.2.2 网络结构的建立过程

建立网络结构首先需要确定网络的层数。确定层数后，在训练神经网络前需要构建一个网络构架，本模型使用函数 newff() 来创建前向 BP 网络。newff() 函数需要四个输入条件，依次是：由 R 维输入样本的最大值与最小值构成的 $R \times 2$ 维矩阵、各层的神经

元数、各层神经元的传递函数,以及训练函数。第 1 个条件,即 $R \times 2$ 维矩阵可由 `minmax()` 函数直接获得。下面将分别介绍其他输入条件的选取方法和网络层数的确定方法。

4.2.2.1 网络层数及输入输出层神经元数的确定

在保证 BP 网络预报模型所必需的信息量基础上应尽量减少系统的规模,使学习时间和系统的复杂性减小。

由于三层神经网络就可以实现任意复杂的函数映射,所以过多地引入隐层也没有必要,有时还会适得其反。尤其是在反向传播网络中,过多的隐层不仅降低了计算速度,而且放大了传播误差。当然,在单隐层节点过多时,也可以以双隐层方式实现,但隐层数一般说来不易超过两层。这里采用一个隐层的粗轧过程轧制力 BP 神经网络预测轧制力。图 4.5 是模型的结构图。

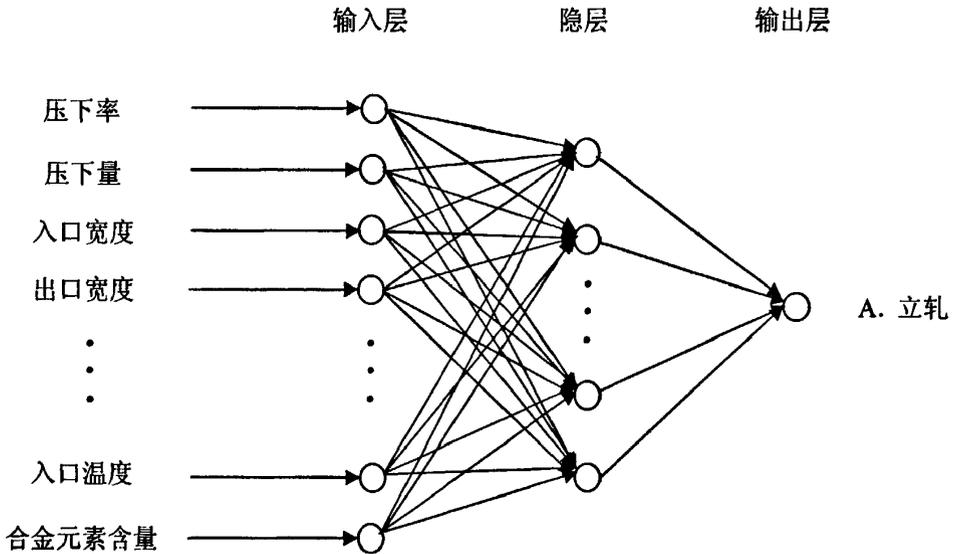


图 4.5 粗轧轧制力预测神经网络结构图

Fig.4.5 Structure diagram of Rolling force prediction neural network

其中输入层为轧件的压下率、压下量、入口温度、入口宽度、出口宽度、入口厚度、出口厚度、各合金元素含量共 23 个输入量,即输入层有 23 个节点;输出层只有一个输出量—轧制力,所以输出层有一个节点。隐层的节点数通过对模型的训练来确定。

4.2.2.2 传递函数及训练函数的选取

(1) 传递函数

BP 网络中隐层神经元的传递函数通常用 `log-sigmoid` 型函数—`logsig()`, `tan-sigmoid()` 型函数—`tansig()`, 以及纯线性函数—`purelin()`。其传递函数如图 4.6 所示。如图可知,输出层的神经元的传递函数如果是 `sigmoid` 型神经元,那么整个网络的输出就限制在一个较小的范围内;如果是 `purelin` 型线性神经元,那么整个网络的输出可以取任意值。

根据各函数的特征,本 BP 网络的隐层神经元的传递函数选择 $\text{tansig}()$ 函数,输出层神经元的传递函数选择 $\text{purelin}()$ 函数。

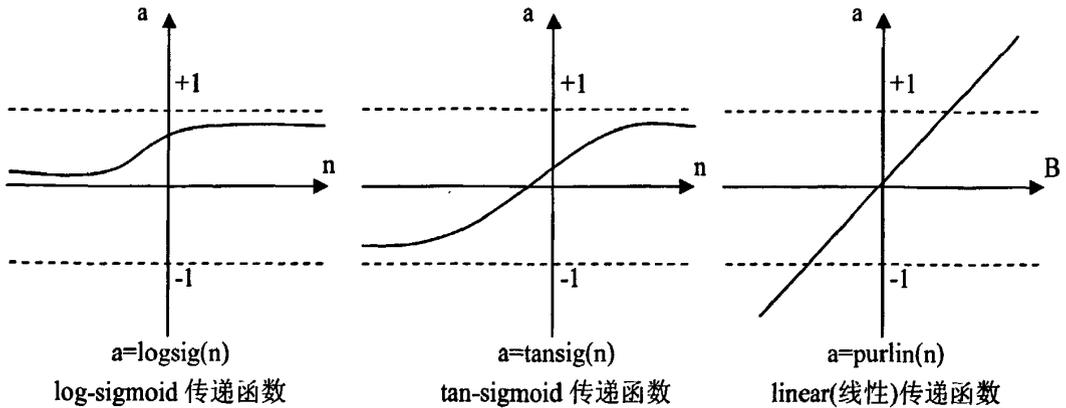


图 4.6 神经元传递函数
Fig.4.6 Neural transferring function

(2) BP 网络训练函数

BP 网络的训练函数有很多,包括: BFGS 准牛顿 BP 算法函数、梯度下降 BP 算法函数、梯度下降动量 BP 算法函数、一步正切 BP 训练函数、随机顺序递增更新训练函数、顺序递增 BP 训练函数、带反弹的 BP 训练函数、循环顺序渐增训练函数、量化连接梯度 BP 训练函数等等。

本 BP 网络根据数据特点与训练效果,选择量化连接梯度 BP 训练函数作为训练函数进行网络训练。

4.2.2.3 隐层神经元数的确定

网络的神经元数即为节点数,选择最佳的隐层节点数对网络预测的效果有很大的影响。一般来说,隐层节点数目越多,则 BP 网络逼近非线性函数的能力越强。使用过少的隐层节点数,模式空间划分粗糙,可能使网络学习不到训练样本的特征,即起不到特征抽取器的作用。而节点数过多,模式空间划分过细,往往又会造成“过度吻合”现象,即网络容易学到样本中无关紧要的细节,抓不住主要特征,也降低了泛化能力,而且节点过多也会延长训练时间。

确定最佳隐节点数的一个常用的方法称为试凑法,可先设置较少的隐节点训练网络,然后逐渐增加隐节点数,用同一样本集进行训练,从中确定网络误差最小时对应的隐节点数。在用试凑法时,可以用一些确定的隐节点数的经验公式^[39]。

对于三层 BP 神经网络:

$$n_1 = \frac{P}{10 \times (m + n)} \tag{4.6}$$

$$n_1 = \sqrt{m+n+a} \quad (4.7)$$

$$n_1 = \sqrt{m \times n} \quad (4.8)$$

$$n_1 = \log_2 n \quad (4.9)$$

其中： n_1 —隐层节点数；
 p —训练文件中的样本数；
 m —输入层节点数；
 n —输出层节点数；
 a —常数， $1 \leq a \leq 10$ 。

这些公式计算来的隐层节点数只是一种粗略的估计值，可以作为试凑法的初始值。本 BP 网络根据轧制力各道次的的数据特点选择不同的节点数。

4.2.3 初始值的选取

初始权值的选取对 BP 网络的训练效果有很大影响，因为网络使用 `newff()` 函数建立网络时，权值和阈值的初始化是随机的，所以网络输出的结果往往很差，达不到函数逼近的目的。

网络权值的初始化决定了网络的训练从误差曲面的哪一点开始，因此初始化方法对缩短网络的训练时间至关重要。神经元的变换函数都是关于零点对称的，如果每个节点的净输入均在零点附近，则其输出均处在变换函数的中点。这个位置不仅远离变换函数的两个饱和区，而且是其变化最灵敏的区域，必然使网络的学习速度较快。为了使各点的初始净输入在零点附近，有两种办法可以使用。

- (1) 使初始权值足够小；
- (2) 使初始权值为+1 或-1 的权值数相等。

应用中对隐层权值可采用第一种办法，而对输出层可采用第二种方法。因为从隐层权值调整来看，如果输出层权值太小，会使隐层权值在训练初期的调整量变小，因此采用了第二种权值与净输入兼顾的办法。可以使每个神经元一开始都工作在其变换函数变化最大的位置。

4.3 模型的训练

BP 网络模型建立好以后，对模型进行训练，使 BP 网络模型与训练样本进行较好的拟合，再使用训练好的 BP 网络模型对预测样本进行预测，可以得到较为准确预测效果。

4.3.1 训练参数的设置

BP网络模型中有很多训练参数，包括训练次数、两次显示之间的训练步数、训练目标、训练时间、最小性能梯度、最大确认失败次数、所用的线性搜索路径等。

本BP网络使用的参数有训练目标、训练次数和两次显示之间的训练步数，以及学习率和动量，下面对各参数的使用做详细说明。

(1) 训练目标

训练目标是BP网络所要达到的目标误差值，训练目标越小，模型所逼近的非线性关系越精确。

(2) 训练次数

对BP网络训练的次数进行限制，即规定了网络训练的最大次数，以免发生无限循环，即当网络训练达到所设定的训练次数时，训练结果是否达到训练目标，网络都会停止训练。

(3) 两次显示之间的训练步数

训练次数是两次计算之间的步长，依据步长值确定下一计算位置。

(4) 学习率的确定

对学习率的研究是很重要的一个部分。如果学习率太小，收敛性容易得到保证，但收敛速度太慢；学习率太大，学习速度快，但可能导致振荡或发散^[40]。网络的学习率在训练过程中，在其他条件不变的条件下，改变训练过程中的学习率，观察训练效果，来确定出合适网络的学习率值。

下面介绍动态调节学习率的方法。学习率随训练次数进行调节，但在每次训练中整个网络的学习率是相同的。具体有以下两种实现方法：

①学习率渐小法

开始时以较大的学习率训练，然后根据训练情况调节学习率。即在网络训练开始阶段，实际输出与期望输出误差较大时，采用较大的学习率，并让其随着学习次数的增加而递减，该方法在许多改进的算法中得到应用^[41]，它使网络在训练开始阶段能够以较大幅度修改权值，误差快速减小，然后随着训练渐渐稳定逐步减小学习率，不仅加快了网络收敛速度，也较好地避免了振荡现象。

②开始时以较小的学习率训练，然后根据训练情况调节学习率。

(5) 动量的加入

动量的设置是用来解决网络的局部极小问题，BP网络的权值修正方法即误差函数梯度下降法，从理论上讲其训练是沿着误差曲面的切面向下逼近的。对一个复杂网络来

说，其误差曲面是一个高维空间中的曲面，是非常复杂不规则的，其中分布着许多局部极小点。在网络的训练过程中，很容易陷入这样的局部极小点，而且一旦陷入就难以逃脱^[42]。

动量的加入方法是在反向传播法的基础上在每一个权值(或阈值)的变化上加上一项正比于上一次权值(或阈值)变化量的值，并根据反射传播法来产生新的权值(或阈值)的变化。调节公式为：

$$\Delta w(k+1) = (1 - m_c)\eta \nabla f(w(k)) + m_c(w(k) - w(k-1)) \quad (4.10)$$

式中： w —权值向量； k —训练次数； $m_c(0 \leq m_c \leq 1)$ —动量因子；

η —学习速率； $\nabla f(w(k))$ —误差函数的梯度。

附加动量法的实质是将最后一次权值(或阈值)变化的影响，通过一个动量因子来传递。当动量因子取值为零时，权值(或阈值)的变化仅根据梯度下降法产生；当动量因子取值为 1 时，新的权值(或阈值)的变化则设置为最后一次权值(或阈值)的变化，而依梯度法产生的变化部分则被忽略掉了。增加动量后，促使权值的调节向着误差曲面底部的平均方向变化，有助于使网络从误差曲面的局部极小值中跳出。

图 4.7 为加入动量前后的平面曲线示意图。图 4.7a 表示未加入动量时，网络训练陷入局部极小点，陷入后就很难超出局部较小值，一旦陷入逃脱不出，系统便会以此局部极小值作为全局最小值输出，使网络训练预测值不准确。图 4.7b 为加入动量后的曲线示意图，图中可看出，加入动量使网络训练从局部极小点逃出，达到全局最小点，使网络训练得以精确的逼近非线性关系，得到更加准确的预测值。

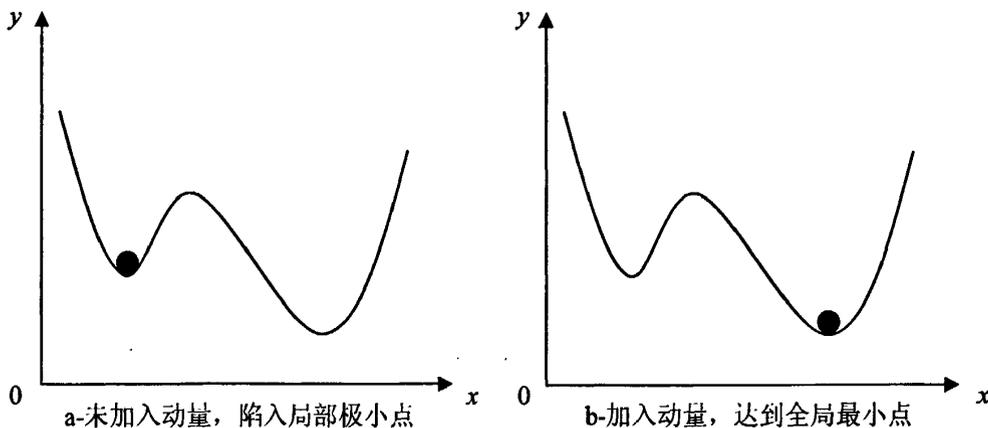


图 4.7 加入动量前后的平面示意图

Fig.4.7 Pre and post of added Momentum Plane diagram

4.3.2 训练算法及步骤

BP 神经网络的学习算法属于广义 δ 学习规则，是一种有导师的学习算法。对于每

一个输入，网络都要产生一个实际输出，在学习期间，需要把输入和期望输出同时提供给网络。用实际输出和期望输出的误差来修改连接权值和阈值，使实际输出与期望输出尽可能接近。

权值修正是在误差反向传播过程中逐层完成的。由输出层误差修正各输出层单元的连接权值，再计算相连中间层单元的误差量，并修正中间层单元连接权值。如此继续，整个网络的权值被更新一次后，网络完成一个学习周期。要使实际输出模式达到期望输出模式的要求，往往需要经过多个学习周期的迭代。图 4.8 是 BP 神经网络学习算法框图。

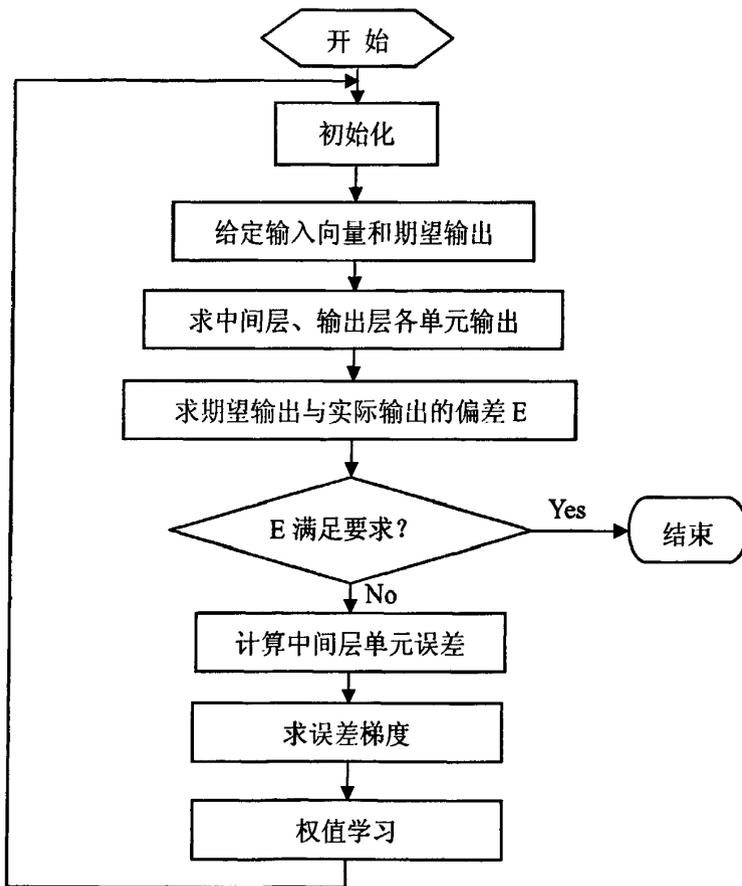


图 4.8 BP 神经网络学习算法框图

Fig.4.8 Frame diagram of BP neural network learning algorithm

依据隐层神经元的选择方法和各项训练参数的确定方法，根据训练效果确定出最终合适的隐层神经元数与网络训练参数。由于各道次的数据样本特点不同，所以所选取的隐层神经元数与训练参数也有所不同。

至此网络的层数、各层的神经元数、各层之间的传递函数、网络的训练函数、初始值，以及训练参数都已确定完毕，那么整个 BP 网络模型已建立完成，并且在确定以上各项时已经对网络进行了训练。下面用训练好的 BP 网络来对预测样本进行预测。

4.4 BP 网络的预测效果

经过训练后的 BP 网络模型已经具有预测功能，说明 BP 网络模型在规定的精度内逼近了某非线性映射。使用 BP 网络对预测样本进行预测，得出粗轧过程轧制力的预测值。数学模型计算值使用式(3.1)和式(3.2)进行计算得出。数学模型计算值和 BP 网络模型预测值与实测轧制力值的相对误差如图 4.9~图 4.16 所示。BP 神经网络预测值比数学模型计算值的精度提高值由表 4.1 给出，由表可见，本文的 BP 网络模型的预测结果优于数学模型的计算值。

表 4.1 BP 网络预测值、数学模型计算值与实测值的比较 (%)

Table4.1 The comparison between BP network predictive values, the mathematical model calculations and measured values (%)

道次数	BP 网络预测值与实测值相对误差	数学模型计算值与实测值相对误差	精度提高值
1	5.18	8.76	3.58
2	3.72	6.96	3.24
3	3.67	6.69	3.01
4	4.03	5.84	1.81
5	4.04	7.12	3.08
6	4.39	8.53	4.14
7	4.72	7.14	2.42
8	6.53	9.59	3.06

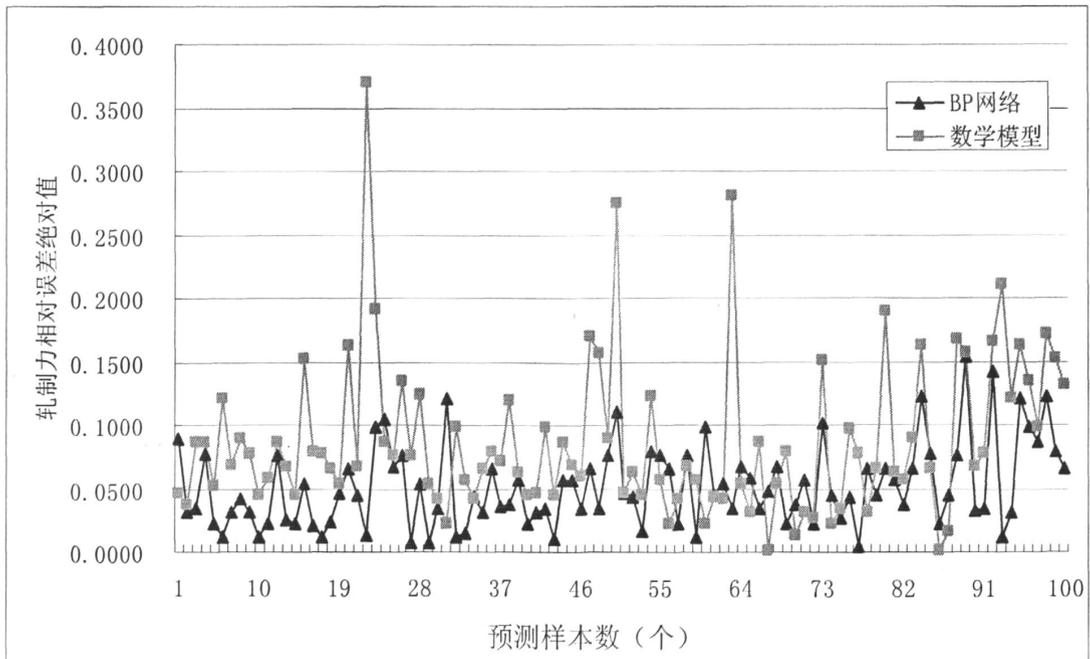


图 4.9 第 1 道次轧制力预测精度比较

Fig.4.9 The compare for prediction of rolling force about the 1st pass

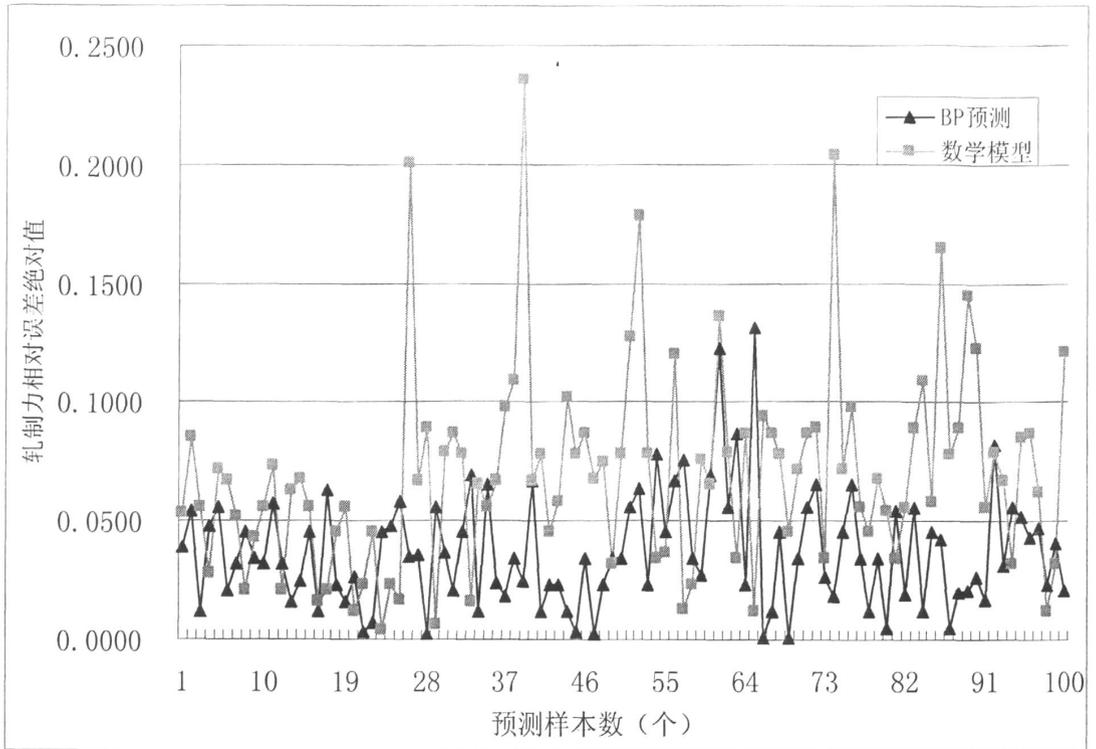


图 4.10 第 2 道次轧制力预测精度比较

Fig.4.10 The compare for prediction of rolling force about the 2nd pass

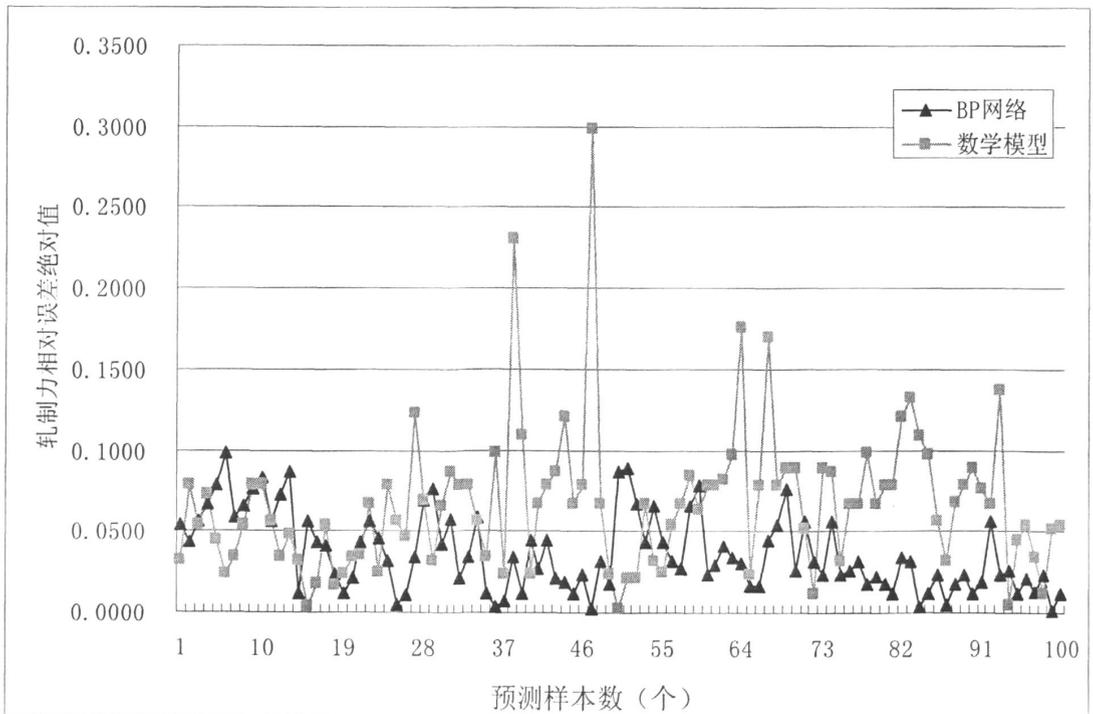


图 4.11 第 3 道次轧制力预测精度比较

Fig.4.11 The compare for prediction of rolling force about the 3rd pass

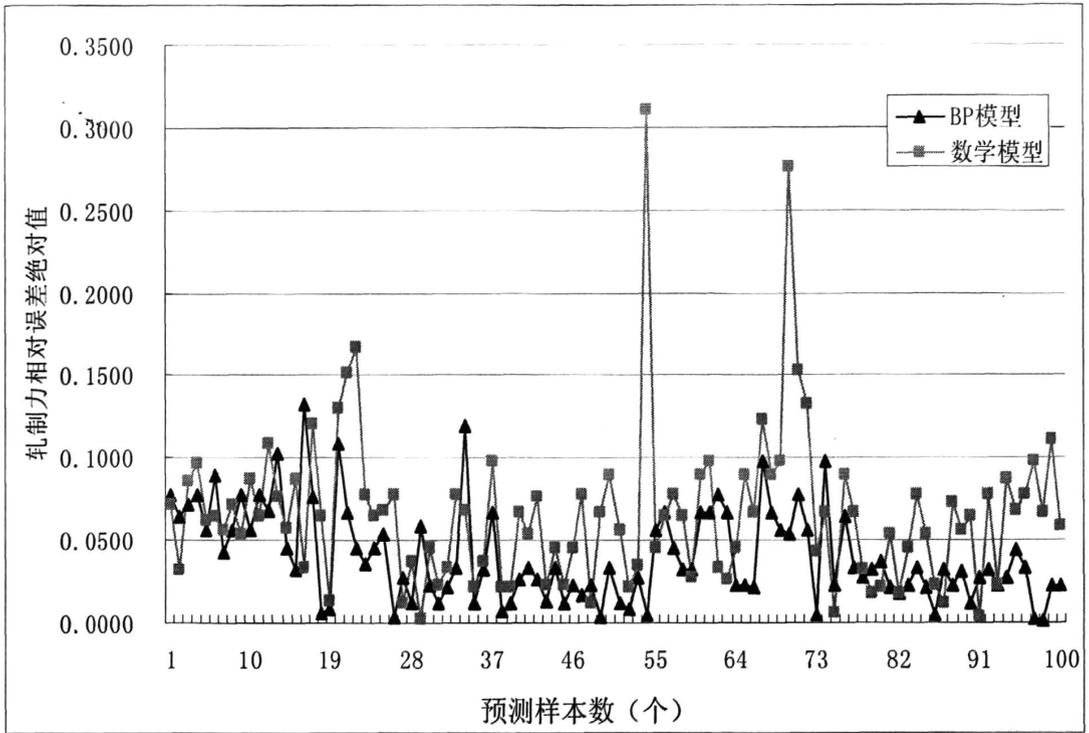


图 4.12 第 4 道次轧制力预测精度比较

Fig.4.12 The compare for prediction of rolling force about the 4th pass

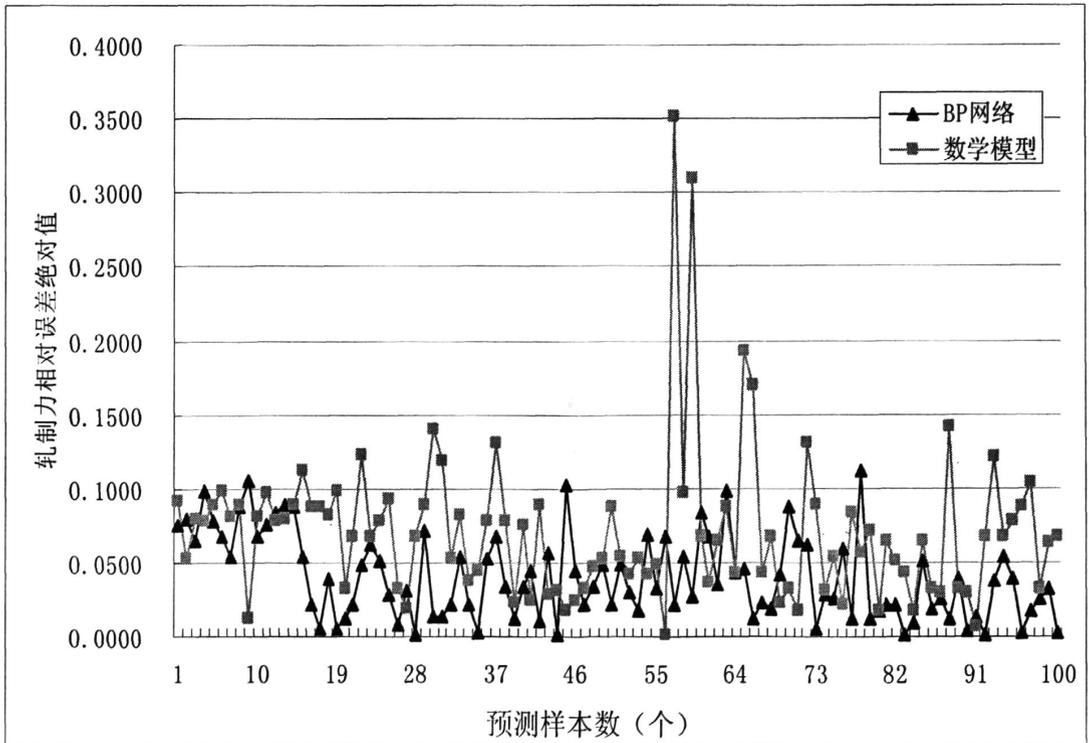


图 4.13 第 5 道次轧制力预测精度比较

Fig.4.13 The compare for prediction of rolling force about the 5th pass

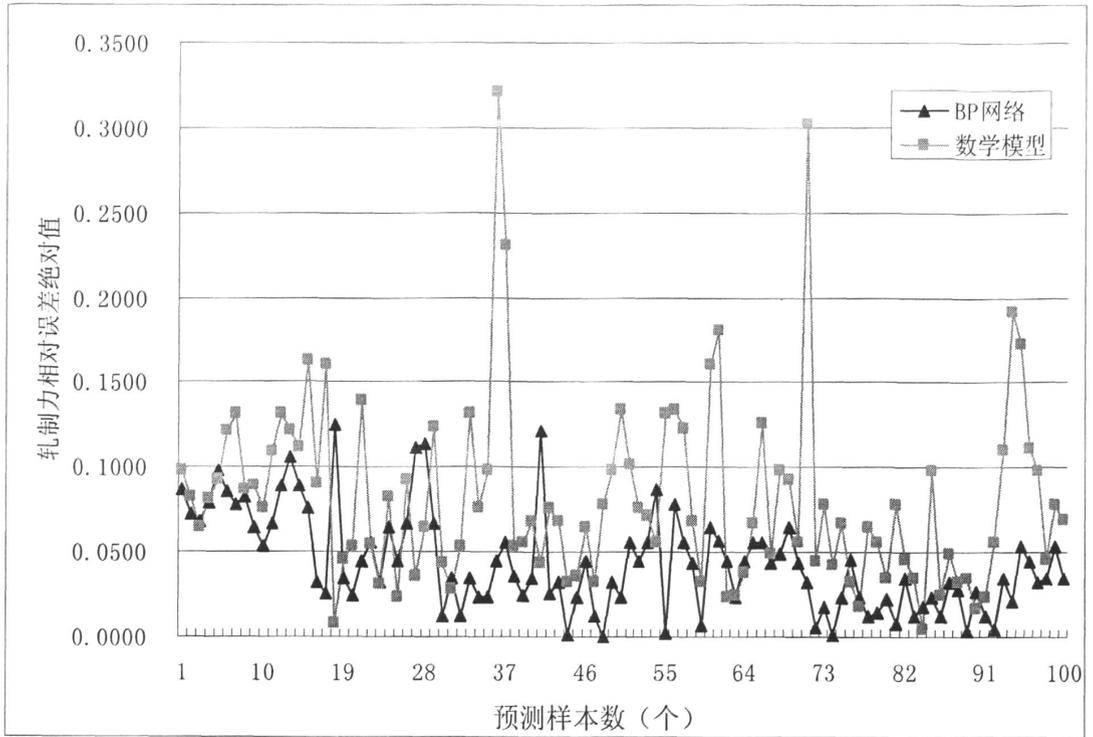


图 4.14 第 6 道次轧制力预测精度比较

Fig.4.14 The compare for prediction of rolling force about the 6th pass

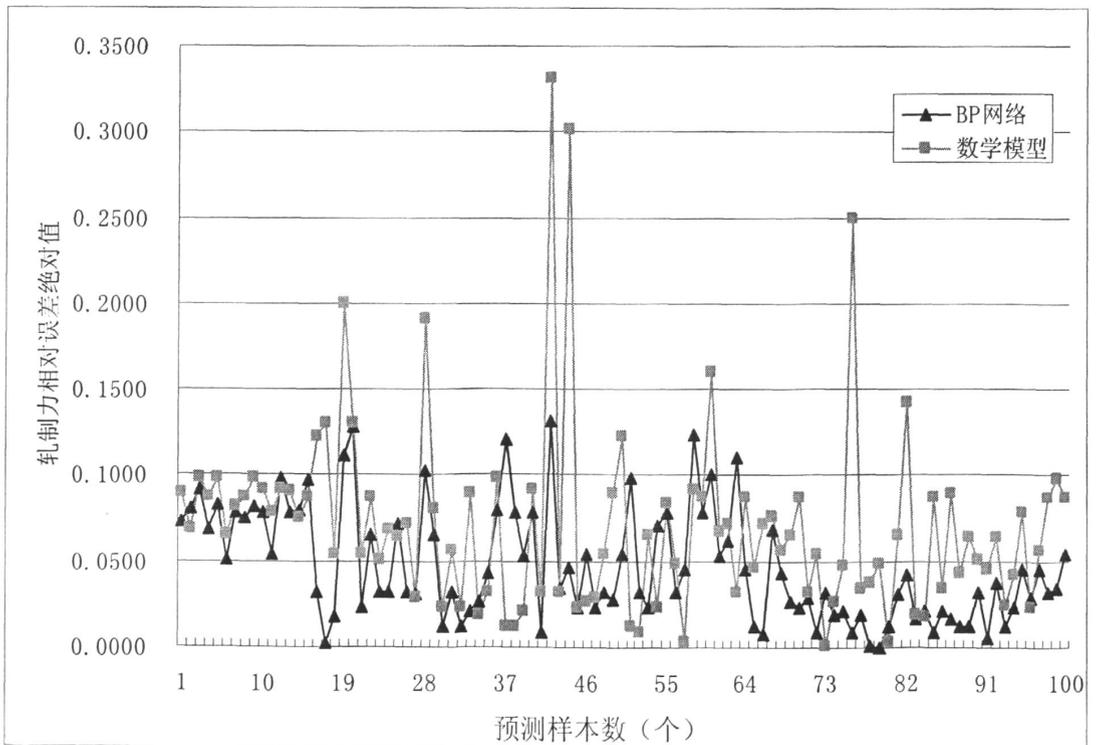


图 4.15 第 7 道次轧制力预测精度比较

Fig.4.15 The compare for prediction of rolling force about the 7th pass

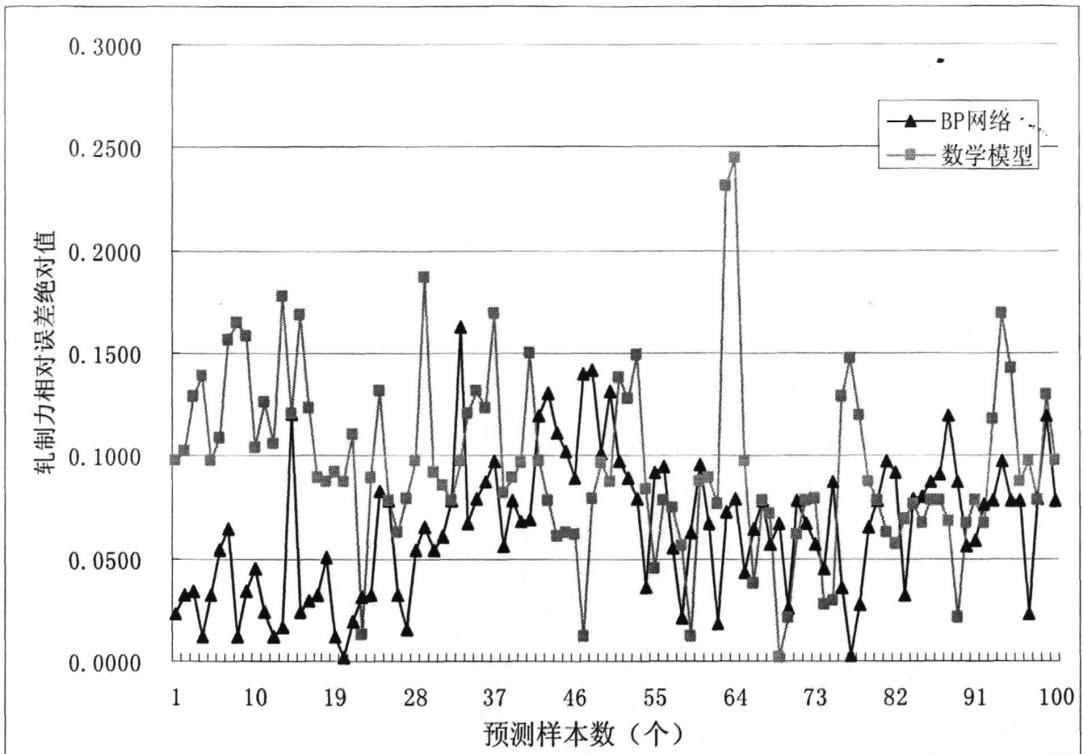


图 4.16 第 8 道次轧制力预测精度比较

Fig.4.16 The compare for prediction of rolling force about the 8th pass

4.5 本章小结

(1) 依据 BP 神经网络功能，确定了 BP 网络模型的网络层数、每层的神经元数、各层间的传递函数、以及网络训练函数；根据隐层与输出层的特点，确定了隐层与输出层权值的初始化方法，使用 MATLAB 语言建立起粗轧过程轧制力 BP 网络预测模型。

(2) 依据 BP 网络模型训练效果，确定了训练目标、训练次数和两次显示之间的训练步数，以及学习率和动量等训练参数。

(3) 本文建立的 BP 网络模型的轧制力预测值比数学模型计算值精度提高了 1.81%~4.14%。

第 5 章 结论

本文以“首钢迁钢 2160mm 热轧过程控制系统的消化吸收项目”为背景，针对热轧带钢粗轧过程控制系统的功能、数学模型的建立、粗轧过程轧制力的 BP 神经网络预测模型的建立等问题进行研究，得到以下结论：

1. 确定了用于粗轧过程控制的轧制力、变形抗力及宽展计算模型；建立了粗轧过程水平辊轧制力和力矩、粗轧立辊轧制力和力矩、粗轧水平辊轧机功率、粗轧立辊轧机功率、粗轧出口温度、粗轧区出口宽度和精轧区出口宽度的自学习模型。
2. 分析粗轧过程中引起轧件温度变化的各种传热形式，包括空冷、水冷、接触传热、变形温升、摩擦温升等，建立了粗轧过程温度控制模型。
3. 通过平滑系数取值对自学习过程的影响的分析，提出了合理的平滑系数确定方法及其范围。
4. 根据 BP 神经网络的功能，确定了 BP 网络模型的网络层数、每层的神经元数、各层间的传递函数、以及网络训练函数；根据隐层与输出层的特点，确定了隐层与输出层权值的初始化方法，使用 MATLAB 语言建立起粗轧过程轧制力 BP 网络预测模型。
5. 本文建立的 BP 网络模型的轧制力预测值比数学模型计算值精度提高了 1.81%~4.14%。

参考文献

1. 刘玠, 杨卫东, 刘文仲. 热轧生产自动化技术[M], 北京: 冶金工业出版社, 2006, 166-182
2. 郑硕生. 2009 中国钢铁形势分析与展望[J], 冶金管理, 2009, 2: 10
3. 赵刚, 杨永立. 轧制过程的计算机控制系统[M], 北京: 冶金工业出版社, 2003, 177, 266-268
4. 中国金属学会热轧板带学术委员会. 中国热轧宽带钢轧机及生产技术[M], 北京: 2004, 11, 53-54, 112
5. 任勇, 程晓茹. 轧制过程数学模型[M], 北京: 冶金工业出版社, 2008, 2-10
6. 殷录民, 郭晓东, 陈新华. Matlab 语言在自动控制系统中的应用仿真[J], 煤矿机械, 2003, 7: 39-40
7. 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M], 北京: 机械工业出版社, 2008, 1-3, 92-96, 260
8. 赵伟, 黄文娟, 李鹤. 热轧带钢过程控制系统的设计[J], 机械工程与自动化, 2008, 6: 3, 129-130
9. 刘雅俊. 热连轧粗轧区计算机控制系统[J], 电气传动, 2003, 5: 53-55
10. 何立. 热轧厂轧线过程控制系统应用[J], 冶金自动化, 2007, 增刊 S2: 93-99
11. 马占福, 赵西成. 1750 热轧厂二级自动化系统控制简述, 四川冶金. 2008, 30(6): 23, 36-37
12. 裴红平, 郭强, 王京等. 日照 1580mm 带钢热连轧粗轧区控制系统[J], 电气传动, 2008, 38(11): 55-57
13. 崔建江, 袁枫华, 徐心和. 冷连轧机系统中过程优化计算机的建模与仿真[J], 系统仿真学报, 2001, 13(6): 316
14. 张巍. 鞍钢 1780mm 热轧带钢生产线工艺布局特点[J], 鞍钢技术, 2003, 1: 45-49
15. 丁修堃. 轧制过程自动化[M], 北京: 冶金工业出版社, 2005, 345-347
16. 首钢迁钢西门子内部资料
17. 周泽雁, 包清. 过程控制级模拟轧钢系统的研制及在热轧试车中的应用[J], 系统与装置, 2004, 6(20): 20-24
18. 刘娟, 张凤琴, 徐建忠等. 热连轧带钢粗轧过程设定计算仿真系统[J], 钢铁研究, 2004, 3: 13-15
19. 张晓峰, 仇鸿平. 热轧机粗轧过程仿真系统[J], 系统与装置, 2005, 24(4): 24-27
20. 周泽雁, 罗敏. 上钢一公司 1780 轧线过程控制计算机系统[J], 系统与装置, 2005, 32(6): 32-37
21. 颜景星. 带钢与轧辊间弹性压扁分布函数[J], 重型机械科技, 1999, 1: 4-7
22. 孙一康. 带钢热连轧数学模型基础[M], 北京: 冶金工业出版社, 1979, 49-54
23. 刘琴, 王芳, 庄宁宁等. 轧钢数学模型的设计应用[J], 科技信息, 179-180
24. 黄贞益, 朱涛, 张国民. 1780mm 热连轧粗轧宽展模型参数优化研究[J], 中国冶金, 2008, 18(5): 24-26
25. 顾卓, 唐文林. 宽展模型建立的新方法[J], 西安建筑科技大学学报, 1995, 27(1): 13-16
26. [美]V.B.金兹伯格著, 马东清, 陈荣清等译. 板带轧制工艺学[M], 北京: 冶金工业出版社, 1998,

191-201

27. [美]V.B.金兹伯格著,姜明东,王国栋等译.高精度板带材轧制理论与实践[M],北京:冶金工业出版社,2002,6-7
28. 江潇.热轧带钢粗轧过程控制与模型(D),沈阳东北大学,2007
29. 齐克敏,丁桦.材料成形工艺学[M],北京:冶金工业出版社,2006,329-331
30. 王洒华,费庆,王晓平.带钢温度模型及其自适应修正[J],冶金能源,2004,23(5):13-16
31. 张凯举,邵诚.基于离散状态空间方程的钢坯粗轧阶段温度控制模型[J],大连理工大学学报,2004,44(6):892-896
32. 马涛,彭燕华.热轧带钢粗轧区在线温度模型研究及应用[J],冶金自动化,2009,33(1):44-46
33. 日本钢铁协会编,王国栋,吴国良等译.板带轧制理论与实践[M],北京:中国铁道出版社,1990
34. 李海军,时立军,徐建忠等.带钢热连轧机组温度模型及其自学习方法[J],东北大学学报,2009,30(3):369-372
35. 王安,唐晓勇,张云生等.双机架轧机模型自学习系统的研究[J],安徽冶金,2005,1:5-7
36. 方原栋,张士英.带材轧制力计算新方法[J],上海金属,2002,24(1):34-36
37. 王秀梅,王国栋,刘相华.人工神经网络和数学模型在热连轧机组轧制力预报中的综合应用[J],1999,34(3):37-39
38. 胡贤磊,王昭东,于解民等.结合模型自学习的BP神经网络的轧制力预报[J],东北大学学报,2001,23(11):1089-1092
39. 王国栋,刘相华.金属轧制过程人工智能优化[M],北京:2000,25-45
40. 李翱翔,陈健.BP神经网络参数改进方法综述[J],电子科技,2007,2:79-81
41. 刘良林,王全凤,林煌斌.BP神经网络参数设定及应用[J],基建优化,2007,28(2):101-106
42. 苏高利,邓芳萍.论基于MATLAB语言的BP神经网络的改进算法[J],科技通报2003,19(2):130-135

致 谢

在此论文完成之际，谨向我的导师徐建忠教授致以衷心的感谢，感谢恩师对论文研究工作的悉心指导。在攻读硕士学位期间，恩师在学习、生活方面的谆谆教诲和无微不至的关怀，以及在遇到困难和挫折时给予的热诚帮助，将成为我人生中最宝贵的财富。

在论文研究和学习过程中，还要特别感谢龚殿尧老师和李海军老师，他们的指导和帮助，让我解决了很多学习和生活中的难题，还要感谢赵旭亮师兄的热情帮助，有几位老师和师兄的帮助，论文才得以顺利完成。

在论文的研究过程中，得到了首钢迁钢热轧分厂的领导与技术人员的大力支持，在此向他们表示诚挚的谢意！

此外，我也特别感谢杨莎、李传喜、李新文、吕海娜、王付兴同学对我的帮助，感谢家人对我的支持。感谢东北大学轧制技术与连轧自动化国家重点实验室为我们提供良好的学习环境。

最后，我谨向所有关心和帮助过我的老师和同学致以真诚的感谢！