

分类号_____ 密 级_____

UDC _____

学 位 论 文

热轧板卷性能预报系统设计与应用

作 者 姓 名： 戴亚辉

指 导 教 师： 何大阔 副教授 东北大学信息科学与工程学院

黄言军 高级工程师 首钢迁钢公司信息部

申请学位级别： 硕士 学 科 类 别： 专业学位

学科专业名称： 控制工程

论文提交日期： 2012 年 6 月 论文答辩日期： 2012 年 6 月

学位授予日期： 年 月 答辩委员会主席： 钱

评 阅 人： 徐林 黄言军

东 北 大 学

2012 年 6 月

A Thesis in Control Engineering



**Design and application of performance prediction system
for hot rolled coil**

By Dai Yahui

Supervisor: Associate Professor He Dakuo

Senior Engineer Huang Yanjun

Northeastern University

June 2012

独创性声明

本人声明，所呈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：

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。

作者和导师同意网上交流的时间为作者获得学位后：

半年☐

一年☐

一年半☐

两年☒

学位论文作者签名：

导师签名：

签字日期：

签字日期：

2012.7.2


2012.7.1

热轧板卷性能预报系统设计与应用

摘 要

随着钢铁生产精细化要求的提高,产品质量控制要求也越来越高,特别是钢铁产品的力学性能一直是重要的质量指标。由于力学性能难于在线检测,使产品力学性能难以得到保障,成为钢铁生产亟待解决的问题。可见,研究热轧板卷力学性能的在线预测问题具有重要的理论与实际意义。

本文以首钢迁钢公司钢轧一体化的高端板材生产中热轧板卷产品力学性能预报为研究背景,首先对热轧板卷力学性能预报技术的研究和应用情况进行了介绍,通过过程机理分析,了解力学性能与各参数之间的关系及其影响,并确定力学性能预报模型输入输出结构。针对输入输出变量特点,本文采用 BP 神经网络建立力学性能预报模型。为确保网络模型的科学有效,对 BP 神经网络理论和特点进行了深入学习和研究,选择适当的改进算法,构建三性能网络模型,经过节点数确定、传递函数和训练函数选择、学习速度确定等研究过程,完成性能预报模型的设计。收集实际生产数据,对数据进行异常点排除、标准化转换等必要的处理后,利用有效数据进行了热轧板卷性能预报模型的仿真实验,其结果验证了方法的有效性。在此基础上,通过软硬件总体设计,结合 C#、MATLAB、ORACLE 等开发工具,综合运用混合编程、表达式解析器、MATLAB 文件解析、XML 序列化与反序列化等技术和方法,结合工艺需求,开发了具备可扩展性、结构合理、界面友好、稳定可靠的热轧板卷性能预报系统软硬件平台。热轧板卷力学性能预报系统通过现场实际应用,有效地实现了热轧板卷的在线性能预报,并且达到预报精准度要求。

关键词: 热轧板卷; 性能预报; 神经网络

Design and application of performance prediction system for hot rolled coil

Abstract

With the improvement of fine steel production requirements, Product quality control requirements are also increasing, Especially the mechanical properties of the steel products is always the important quality indicators, Due to it is difficult to detect the mechanical properties of the product online, it becomes the iron and steel production problems, which is to be solved, so, Online prediction of the mechanical properties of hot rolled coil has important theoretical and practical significance.

This research is based on the mechanical properties forecast of the rolling integration of high-class hot-rolled planes, which were produced in Shougang Qian'an steel. Firstly, hot rolled coil mechanical properties of forecasting techniques for the study and application are described, Understanding the parameters and its effects between the mechanical properties and relationships, And to determine the mechanical properties prediction model of input and output structure. According to the variables characteristics of input and output, This article use BP neural network to establish forecast model of mechanical properties, In order to ensure the scientific and effective network model, Conducted in-depth study and research on the BP neural network theory and characteristics, Select the appropriate improved algorithm, Build a three-performance network model, After the number of nodes to be determined, Complete the design of the model to predict properties, Collect the actual production data, The data necessary to deal with outliers excluded, the standardized conversion, By using effective data plate rolling roll performance forecast model simulation experiments, The results verify the validity of the method. Based on this, Combined with C#, MATLAB, ORACLE development tools, Comprehensive utilization of mixed programming, expression parser、MATLAB file parsing、XML serialization and deserialization technology and method, Combined with process requirements, Hot rolled coil performance forecasting system developed. Hot rolling plate roll mechanics performance prediction system through the actual application, The effective implementation of the hot rolled coil on-line performance prediction, And to achieve forecast accuracy requirements.

Keywords: hot rolled coils; performance prediction; neural network

目 录

独创性声明.....I

摘 要..... II

Abstract..... III

第 1 章 绪 论 1

 1.1 热轧板卷性能预报系统研究背景..... 1

 1.2 热轧板卷性能预报系统研究现状..... 7

 1.3 本文研究的目的及意义..... 9

 1.4 本文的主要内容..... 9

第 2 章 热轧板卷性能预报方法 11

 2.1 基本概念 11

 2.2 利用数学模型预测钢材力学性能的实践情况..... 11

 2.3 热轧板卷性能预报模型原理..... 12

 2.4 BP 神经网络..... 15

 2.5 BP 神经网络输入层参数的选择..... 19

 2.6 BP 神经网络的改进算法..... 21

 2.7 BP 神经网络模型设计及优化..... 23

 2.8 模型样本数据整理 29

 2.9 网络模型仿真与检验 32

第 3 章 热轧板卷性能预报系统设计与开发 37

 3.1 热轧板卷性能预报系统需求分析..... 37

 3.2 热轧板卷性能预报系统设计..... 38

 3.3 热轧性能预报系统开发..... 42

第 4 章 热轧板卷性能预报系统应用 53

 4.1 系统应用..... 53

 4.2 系统运行效果分析..... 57

第 5 章 结论和展望 61

 5.1 结论..... 61

 5.2 展望..... 61

参考文献.....	63
致 谢.....	67

第1章 绪论

钢铁工业是国民经济的重要基础产业，是经济社会发展水平和综合实力的重要标志。我国钢铁产业取得了长足的进步，特别是近十年来发展迅猛，钢铁年产量自1996年起连续蝉联世界第一，消费量也名列世界之首。我国钢铁行业规模大、产量高，但是产能过剩、结构不合理、创新能力差等问题导致了我国钢铁行业大而不强的局面。近年来，我国钢铁产业结构得到优化，主要体现在淘汰落后产能进展顺利、产业集中度不断提高和产业布局得到优化。当前，我国钢铁工业形成了大企业为主、中小企业并存的生产组织格局，国内资源为主导的钢铁工业布局逐步向国际、国内资源并举和贴近市场的战略布局转变。但随着我国经济的快速增长，资源能源消费约束明显显现，能源供求矛盾日益突出，钢铁成产的同质化、供需关系的不协调，导致钢铁企业利润不断压缩，生存压力急剧增大。这使得钢铁企业必须在降低生产过程成本、提高效率上下功夫。

为了提升钢轧一体化生产能力，提高生产速度以及快速响应能力，降低取样，从而降低成本、提高效率。从上世纪80年代末开始，各大钢铁企业陆续开始了热轧板卷性能预报系统的研究和实践。

1.1 热轧板卷性能预报系统研究背景

首钢迁钢2160热轧项目作为首钢战略搬迁调整过程最核心的产品转型项目，成为了搬迁调整工程的关键试点。在2160产线投产后，如何提高生产质量、加快生产节奏，不断优化设备管理、自动控制模型，充分发挥和挖掘产线生产能力，在一段时间内成为迁钢生产工艺核心课题。随着对生产工艺把控能力、设备使用管理能力的提升，2160生产逐步趋于稳定，产品质量也不断提高。

迁钢一直专注于提高精细化管理水平，利用自动化、信息化的手段优化工艺流程，提升一体化生产能力。对于热轧工序，公司提出三条要求：一要提高热装热送率，降低能耗；二要提高质量控制能力、优化质量检测流程；三要降低库存、加快产品外发。

为了进一步提高产品质量以及质量把控能力，迁钢在2009年实施了在线质量判定项目，建立了在线质量判定系统，此系统在2160产线实现了原料坯成分、产品外形、表面质量等参数的在线判定，建立了完整的质量判定规则模型。但其不提供力学性能方面的检测和判定，所有力学性能都通过人工现场取样送至实验室检验，并将结果回传到MES系统进行判定，整个过程平均需要12个小时以上，因此，力学性能的检测与判定是热轧板卷质量综合判定的短板，其自动化在线处理成为急需解决的难题。

此外，由于性能预报的可以减少产品的质量检验量，提高成材率，缩短生产和发货周期，在提高生产率的同时，降低生产成本；通过优化现有生产工艺在不提高品种档次的同时，提升产品性能；根据产品的性能要求，制定经济合理的工艺；提高产品质量的稳定性等。

鉴于此，迁钢技术质量部、热轧作业部、信息部组织热轧板卷性能预报的研究工作。下面简单介绍一下 2160 热轧工艺情况：

2160 热轧厂采用半连续式热轧带钢轧机，设计年产量为 400 万吨热轧钢卷，成品钢卷量为 398 万吨。主要产品分为冷轧用钢(表 1.1)以及热轧板卷(表 1.2)。

表 1.1 冷轧用钢品种表
Table 1.1 the variety table of cold rolled steel

类别	序号	产品用途	DIN 标准	JIS 标准	GB 标准	API 标准
冷轧用钢	1	镀锌带钢	ST01Z—	SPGC	8	
			ST05Z	SPGR	Q215	
			STE250ZZ	SPGA	Q235	
				SPGH	10	
				SPGW	20	
				SPGD		
				SPGDD		
	2	超深冲钢 (含 IF 钢)	ST14	SPCE	08Al	
	3	结构钢	ST12	SPCC	1.15	
			ST37-2G	SPCD	2.45	
			RRST13	C45	Q215	
			ST50		Q235	
					16Mn	
	4	低碳钢	STW22	SPHC	8	
			STW23	SPHD		
			STW24	SPHE		

表 1.2 热轧板卷品种表

Table 1.2 the variety table of hot rolling plate

类型	序号	产品用途	DIN 标准	JIS 标准	GB 标准	API 标准
热轧带钢	1	结构钢	ST37-2	SS330	Q215	
			ST52-3	SS400	Q235	
			C22 C35	SS540	10-50	
			STE255	SM400A	15Mn-65Mn	
			STE355	SM490B		
	2	汽车结构用钢	ob=800Mpa	SM520C		
				S20C		
				S35C		
			QSTE340TM	SAPH310—		
			—QTE500TM	SAPH440		
	3	锅炉和压力容器用钢	HII	SB410	16MnG	
	4	船板	19Mn6	SG295		
				SG325		
	5	焊管用钢			A,B,D,E, AH32,AH36	X42-X70
	6	耐候钢			Q235NH	

热轧工艺流程如图 1.1 所示。

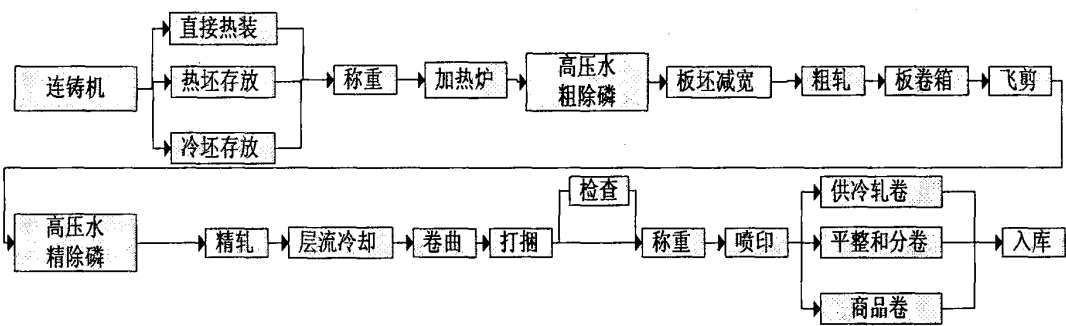


图 1.1 热轧工艺流程

Fig. 1.1 the process of hot rolling

整个热轧工艺过程由 19 个节点组成，从热轧原料的产出直至热轧成品卷的入库。分别为板坯连铸、热装热送、称重、加热炉、粗除鳞、减宽、粗轧、板卷箱、飞剪、精除鳞、精轧、层流冷却、卷取、打捆、检查、称重、喷印、分类入库。在整个工艺过程中，对产品力学性能影响较大的节点有板坯连铸（化学成分）、加热炉（温度）、轧制过程（金属形变）、层流冷却（晶向组织）。以下简单介绍一下主要的工艺装备情况。

(1) 加热炉：四座端进、端出步进梁式加热炉，用于轧制前板坯加热和生产缓冲。每座加热炉板坯冷装额定加热能力为 250t/h，板坯热装额定加热能力为 320t/h。

钢坯装料温度：冷装 (CCR)：20℃、占 20%

热装 (DHCR)：800℃、占 80%

钢坯出钢温度：1250℃±20℃

板坯温度均匀性：≤35℃（两水梁间板坯表面和中心温差）

板坯黑印温差：≤20℃（R2 出口处）

板坯长度方向温差：≤30℃（R2 出口处）

氧化铁皮产生量 ≤0.7%

布料方式 双排料(短尺)、单排料(长尺)。

燃料种类及热值 高、焦混合煤气，热值 2300×4.18 kJ/m³

(2) 定宽压力机：用于挤压板坯获得有效的材料变形，从而减小板坯宽度。

型式：停一走式定宽压力机

减宽量：0~350mm

挤压力：最大 22000kN

每次最大行程挤压长度：428mm

挤压次数：42 次/min

钢坯最大移动速度：300mm/s

侧压模块调整速度：44mm/s，单侧

主传动：1×0-4400kW，0-600r/min

(3) 粗轧机 R1：

形式：2 辊可逆轧机

最大轧制力：30000kN

工作辊最大线速度：工作辊直径最大时 2.8m/s

轧辊：工作辊直径最大 1350mm

工作辊直径最小 1200mm

工作辊辊身长度 2250mm

轴承：工作辊 MORGOIL 轴承

压下系统：压下距离约 440mm

最大速度 ±21mm/sec

辊缝 最大 350mm(工作辊直径最大时)

(4) 立辊轧机 E2：

轧辊直径: 1100mm/1000mm
 轧辊辊身长度: 650mm
 最大轧制力: 5000kN
 最大减宽量 (立辊前后): 50mm
 轧制速度: $0 \pm 2.2/5.5$ m/s
 辊缝: 最小 700mm
 最大 2250mm

(5) 四辊粗轧机 R2:

类型 四辊可逆轧机
 最大轧制力 44000 KN
 工作辊最大圆周线速度 $0 \pm 2.5/5.0$ m/s
 轧辊: 工作辊直径 1200/1100mm
 工作辊长度 2250mm
 支撑辊直径 1600/1440mm
 支撑辊长度 2250mm
 最大开口度 300mm

(6) 板卷箱:

中间坯厚度 20—40mm
 中间坯宽度 750—2130mm
 卷取温度 900—1100℃
 板卷最小外径 大约 1000mm
 板卷最大外径 大约 2300mm
 板卷内径 大约 600mm
 最大单位卷重 24kg/mm
 入口速度最大 3.5m/s
 卷取速度最大 5.0m/s
 开卷速度最大 2.0m/s
 CR1 重卷速度最大 1.0m/s

(7) 精轧机: 精轧机组由 6 架四辊精轧机串列布置而成, 预留第 7 架。精轧机仅装有全液压辊缝设定系统, 大型液压缸安装在上支撑辊和牌坊上横头之间。精轧机装有工作辊窜辊和弯辊系统, 以控制板形和平直度。根据 CVCPlus 系统要求, F1—F3 采用带有特殊辊形曲线的工作辊, 以获得较大的板形控制范围。F4—F6 采用工作辊窜辊, 在一定范围内实现“自由轧制”, 同时采用工作辊弯辊来控制钢板平直度。自动化系统的

控制应考虑 F7 的预留和将来在最后一个机架采用 CVCPlus 辊型。工作辊由 AC 电机通过减速机（F1—F4）、接轴、齿轮机座、齿形接轴来驱动。

主电机速度由 F1—F5 的液压活套来控制。

工作辊直径（F1-F3）850/765mm

工作辊直径（F4-F6）760/685mm

辊身长度 2550mm

支撑辊直径 1600/1440mm

辊身长度 2250mm

轧制力 F1—F3 44000KN 每机架

 F4—F6 40000KN 每机架

（8）层流冷却：层流冷却分为粗冷区和精冷区，精冷区布置在冷却装置末端对冷却温度进行精调。侧喷布置在各个区域，以 10 公斤的压力和适当角度喷水从而除去带钢表面残水。位于冷却组的前面、之间、后面。 上冷却区 4 个粗调区或 8 个精调区组成一组（每个区包含一个集管）。下冷却区以同样方法分组（但每个下冷却区，粗调区包含 3 根集管，精调区包含 2 根集管）。上集管可用液压翻转，一旦发生事故，可在此处理废钢，同时也便于维护。每组集管由一个液压缸驱动，同时装有蓄能器，因此当卷取液压站发生故障，上集管也能翻转。每根上下集管均能通过气动蝶阀和手动蝶阀独立开关，通过电动蝶阀调节水量。图 1.2 是一个 DP 冷却曲线实例（钢种：DP，带钢厚度：4.0mm，带钢速度：5.4m/s，终轧温度：830℃，卷取温度：200℃）。

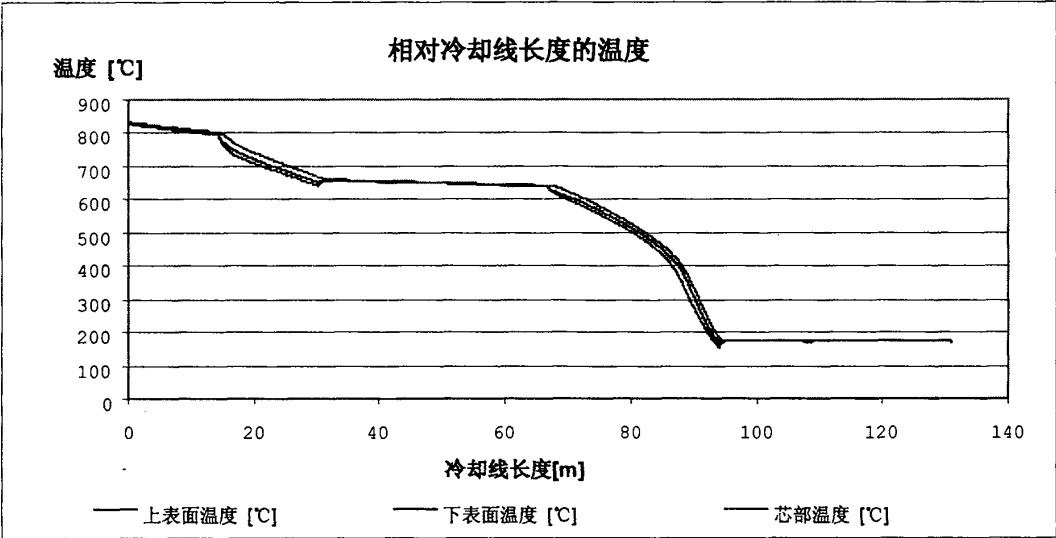


图 1.2 卷取冷却温度曲线

Fig. 1.2 the curve of winding cooling temperature

虽然热轧工艺过程中有控轧控冷的模型来控制产品的力学性能,但是由于对力学性能造成影响的因素过多,通常这些模型只能从某一个角度来进行性能的控制,并且无法精确最终结果。所以,构建一个能通过多个参数进行性能判断的预报系统,成为热轧板卷生产过程优化的一个难题和突破。

1.2 热轧板卷性能预报系统研究现状

真实描述钢材热轧过程中发生的各种物理现象,掌握在此过程中钢材组织和性能演变的规律,是钢铁工作者长期以来追求的目标。由于组织性能预测技术的发展,这个目标正在变为现实。由于这项研究,不但钢材热加工过程中组织演变的热力学和动力学问题研究不断走向深入和系统,发挥越来越重要的作用,而且钢铁加工生产工艺水平和产品质量也不断得以提高,新的工艺技术和产品不断被开发出来,钢材热加工技术在此过程中得到升华。这项以物理冶金作为基础,以计算机技术作为支撑的前沿技术将为钢铁材料技术的发展和社会的进步做出重要的贡献^[1]。

在钢材热轧过程组织性能预测领域中,英国Sheffield大学的Sellers^[2]和加拿大McGill大学的Jonas等人^[3]做出了开创性的贡献。在他们的理论研究基础上,日本的新日铁、韩国的POSCO和法国的RSD等钢铁公司和研究部门开发了适合于各自热轧生产线工艺特点的实用模型。现场应用的软件主要由西门子、奥钢联和英属哥伦比亚大学等从事钢铁工业自动化的公司、院校开发。这项技术在国外已经实际应用,预测精度为 $\pm 5\%$ 左右,在替代性能检测、分析组织分布均匀性和开发新工艺方面显示出良好的可靠性。

在国际钢铁界这种技术发展总体趋势的推动下,我国1989年开始^[4,5],以跟踪这项技术的国际发展为主要形式开始了探索研究。1989-1994年为起步跟踪阶段。在这期间,主要针对C-Mn钢,以国外开发的模型为基础,使用这些模型对典型的热轧带钢生产过程中的组织演变规律进行模拟计算研究,借以进行消化、吸收和验证。通过对本钢1700热轧板带宽度方向组织不均匀性的计算分析,提出了边部遮蔽提高组织均匀性的工艺措施^[6]。针对BHP NZ Steel Co热轧板带的生产工艺,国际上首次成功开发了以提高强度指标和降低屈服强度波动为目标的计算机辅助新工艺^[7]。1994-1999年,进入了自主创新阶段。这一阶段的重要进展,是突破传统的以数学模型进行组织性能预测的框架,在国际上首次将人工神经网络的理论和方法应用于材料组织性能预测,利用宝钢实测生产数据预测SS400等碳锰钢的组织 and 性能,取得了良好的预测效果^[8]。在此期间,预测的钢材品种也由碳锰钢推广到微合金钢^[9]。1999年之后,在国家“973”项目、“863”项目、自然科学基金重点项目等大力支持下,我国科研人员通过对已有模型的改造和创新,在几个技术关键点上取得重要突破,形成了自己的特色和优势。目前已经将这项技术拓展应用到热轧钢材的各个领域,建立的组织性能预测软件有的已经融入轧机实时计算机控制系

统,实现在线应用。

在“863”项目和国家自然科学基金重点项目的支持下,组织性能预测技术应用于宝钢的2050热连轧机,首先在传统的热连轧机上取得突破^[10,11]。同时又综合考虑薄板坯连铸和热连轧过程,以广州珠钢CSP生产线为依托,将这项技术推广到薄板坯连铸连轧过程,建立了针对“短流程”的从均热炉开始到带钢卷取全过程的组织性能预报模拟系统,包括温度场、应力-应变场和组织演变过程以及性能预报。经现场500余炉次数据验证,该软件系统的力学性能预报精度基本上在 ± 21 MPa的误差之内。该软件系统已在生产现场获得应用,指导现场的生产和新工艺新品种开发^[12,13]。依托于国家“973”项目“新一代钢铁材料的重大基础研究”,进行碳锰钢组织预测技术的研究,与鞍钢合作建立了组织性能预测系统^[14],在测温点粗轧出口、精轧出口和卷取位置的温度预测误差分别小20、15、10℃。对400MPa级细晶钢的控轧控冷过程进行了组织性能预测^[15]。在国家重大装备研制项目的支持下,结合首钢3500中厚板轧机建设项目,建立了中厚板轧机的组织性能预测系统,并成功地嵌入轧机自动控制系统中,实现了组织性能预测系统的在线运行,预测精度在 $\pm 6\%$ ^[16]。采用人工智能应用技术将数学模型与人工神经网络结合^[17],济钢开发了厚板冲击韧性的预测模型,对提高厚板韧性提出了明确的解决方案^[18-19]。对人工神经网络模型进行了改进。采用改进模型,针对宝钢梅钢公司1425热带轧机,进行了系统的组织性能预测,不仅在预测精度上有较大程度的提高,而且,可以进行原始数据的质量分析,为开展基于生产数据的材料组织性能在线优化打下基础^[20]。

以下是一些钢铁企业目前在性能预报方面取得的成果:

宝钢自1998年起耗时12年,搜集适合模型研究的数据多达40余万条,为性能预报技术的突破奠定了条件,最终开发出了全局通用型热轧带钢力学性能预报模型,表1.3为典型钢种屈服强度和抗拉强度的预报偏差^[21]。

武钢以化学成分(碳、锰、硫、磷、硅等元素含量)和影响力学性能的各工艺参数(终轧温度、卷取温度、加热时间等)作为输入量,进行抗拉强度、屈服强度、延伸率的预报^[22]。通过神经网络的建模预测,屈服强度差值在 ± 30 MPa的范围内,合格率为86.85%,其标准差为18.70;抗拉强度差值在 ± 20 MPa的范围,合格率为91.38%,其标准差为11.90;延伸率差值在 $\pm 4\%$ 的范围内,合格率为88.79%,其标准差为2.665。

马钢以现场收集的四钢轧SS400热轧板的原始化学成分、终轧厚度、实测的力学性能数据为基础,通过回归模型和人工神经网络BP算法建模,确定其相互关系,并最终通过其化学成分和终轧厚度来预测产品力学性能^[23]。现场使用证明,在现有的条件下,回归模型比人工神经网络更适用。经测试,其抗拉强度预报值与实测值的相对误差有80%不超过5%,屈服强度预报值与实测值的相对误差有76%不超过10%,延伸率预报值与实测值的相对误差有77%不超过10%。

表 1.3 典型钢种的预报偏差
Table 1.3 the forecast deviation of typical steel

钢种	样本数	抗拉强度	屈服强度	抗拉强度	屈服强度
		误差标准差	误差标准差	预报偏差	预报偏差
SAPH400	2780	11.9054	14.8356	-1.0449	0.2796
QStE420TM	3235	15.8348	22.4595	-4.4866	-4.9763
St52-3	4085	26.3977	30.7387	-7.2258	-5.5994
WELTEN590RE	4528	20.8812	24.3400	-1.8655	-6.0649
B440HP	5378	15.2023	20.3470	-1.7759	1.9291
Q450NQR1	5447	18.0112	23.0633	6.4843	-5.9169
B510L	19000	15.1538	19.2757	-2.5664	7.7948
SS400	31412	16.2623	18.5571	-3.8619	-5.3684
SPHC	27817	11.9217	15.3263	1.6308	-3.0409
B480GNQR	55563	13.7599	15.2184	-0.7162	4.1657
CCS-B	7197	22.5935	24.0665	11.6096	-2.0895
09CuPCrNi-A	8625	14.6798	19.5715	-0.6306	5.3600

1.3 本文研究的目的及意义

利用物理冶金学模型及计算机、信息化技术，对热轧生产过程中各种物理冶金现象进行综合数值模拟，定量化描述其组织演变过程，从而预测出轧后产品的力学性能。这个技术的研究持续了40多年，却一直没有实现有效的应用。本文的研究正是注重热轧板卷性能在线预测的实际应用，具有重要的理论和实际意义。

真正在工业领域发挥作用其意义有以下几点：

- (1) 减少产品的质量检验量，缩短生产和发货周期，在提高生产率的同时，降低生产成本；
- (2) 通过优化现有生产工艺在不提高品种档次的同时，提升产品性能；
- (3) 开发新工艺；
- (4) 开发新品种；
- (5) 根据产品的性能要求，制定经济合理的工艺；
- (6) 提高产品质量的稳定性等。

1.4 本文的主要内容

本论文的结构安排如下：

第一章为本文的绪论部分，简要介绍了热轧板卷性能预报系统的研究现状：从20世纪50年代开始提出想法，到20世纪70至90年代进行热轧过程数学模型研究、90年代后广泛应用但效果不好，最后90年代末期至今的广泛研究试点应用。同时介绍了本文的背景，一方面是某热轧厂生产质量管控的迫切需要，另一方面是某热轧厂的工艺流程和设备装机水平。

第二章先简单介绍性能预报技术的发展过程，主要是从冶金机理模型转变为数理统计模型。然后重点对本文如何选择适当的模型方法进行分析和验证。从冶金机理模型入手，分析板卷力学性能与各参数之间的关系，由于输入的复杂性以及非线性条件较多，通过分析比较，选择BP神经网络。在此基础上，对BP神经网络的优化算法进行了研究并引入到模型设计中来，完成对神经网络输入的选择，设计出BP神经网络模型，并通过实验进行了模型仿真和验证，确定模型准确有效。

第三章着重介绍了性能预报系统设计及开发过程。在C#、ORACLE、MATLAB等开发软件的基础上，采用混合编程、表达式解析器、MATLAB文件解析、XML序列化与反序列化等技术和方法，结合工艺需求，完成软件平台设计及开发。

第四章主要介绍了性能预报系统的应用情况，介绍系统的应用方法以及运行情况，对系统的有效性进行最终验证。

第五章对本文的研究工作进行了总结，并提出了性能预报系统优化的方向和下一步工作重点。

第2章 热轧板卷性能预报方法

2.1 基本概念

热轧板卷力学性能预报主要的对象是：板卷的屈服强度、抗拉强度以及延伸率。下面对相应的参数概念做一个简单的介绍^[24]。

屈服强度：yield strength，又称为屈服极限，常用符号 δ_s ，是材料屈服的临界应力值。屈服强度是金属材料发生屈服现象时的屈服极限，亦即抵抗微量塑性变形的应力。对于无明显屈服的金属材料，规定以产生 0.2%残余变形的应力值为其屈服极限，称为条件屈服极限或屈服强度。大于此极限的外力作用，将会使零件永久失效，无法恢复。如低碳钢的屈服极限为 207MPa，当大于此极限的外力作用之下，材料将会产生永久变形，小于这个的，材料还会恢复原来的样子。

抗拉强度：是金属由均匀塑性变形向局部集中塑性变形过渡的临界值，也是金属在静拉伸条件下的最大承载能力。对于塑性材料，它表征材料最大均匀塑性变形的抗力，拉伸试样在承受最大拉应力之前，变形是均匀一致上的，但超出之后，金属开始出现缩颈现象，即产生集中变形；对于没有(或很小)均匀塑性变形的脆性材料，它反映了材料的断裂抗力。符号为 RM，单位为 MPa。

试样在拉伸过程中，材料经过屈服阶段后进入强化阶段后随着横向截面尺寸明显缩小在拉断时所承受的最大力 (F_b)，除以试样原横截面积 (S_0) 所得的应力 (σ)，称为抗拉强度或者强度极限 (σ_b)，单位为 N/mm² (MPa)。它表示金属材料在拉力作用下抵抗破坏的最大能力。计算公式为：

$$\sigma = F_b / S_0 \quad (2.1)$$

式中： F_b --试样拉断时所承受的最大力，N (牛顿)； S_0 --试样原始横截面积，mm²。

延伸率：描述材料塑性性能的指标，一般用字母 δ 表示。延伸率即试样拉伸断裂后标距段的总变形 ΔL 与原标距长度 L 之比的百分数，计算公式为：

$$\delta = \Delta L / L \times 100\% \quad (2.2)$$

工程上常将 $\delta \geq 5\%$ 的材料称为塑性材料，如常温静载的低碳钢。

2.2 利用数学模型预测钢材力学性能的实践情况

热轧带钢力学性能预报模型的功能是根据热轧生产工艺和带钢成分预报其力学性能，简称性能预报模型。该模型的应用前景非常广阔，可形成一系列以模型为核心的应用技术，如减少带钢取样量、控制带钢力学性能、优化钢种成分，甚至还可用于设计新钢种、进而改进生产组织方式等，统称为热轧带钢力学性能预报技术。文献^[25]指出，钢

材组织性能预报系统在热连轧生产中的离线和在线应用是世界钢铁工业昨天的梦想,今天的努力和明天的现实;是用高新技术提升传统产业的具体的、可行的、有效的步骤;是以信息技术集成为代表的新经济在钢铁工业中的一次伟大实践。从另一个角度看,热轧带钢力学性能预报技术的出现,标志着计算机技术在冶金行业中的应用开创了一个新的领域^[26]。

看到如此辉煌的应用前景,就不难想象人们对该技术的关注程度。据有关学者考证,利用数学模型预测钢材组织演变及最终力学性能的想法诞生于20世纪50年代^[27]。此后,热轧带钢的力学性能预报一直是世界各国冶金工作者最关注的研究方向之一,与之相关的大量基础研究工作也相继展开。热轧过程的数学模拟研究始于20世纪70年代末的英国。20世纪90年代,在美国能源部及美国国家钢铁局的巨额资助和主持下,多家机构共同开发了一套板材热连轧的过程模拟软件(HSMM),它是目前应用最广泛的离线计算软件之一。这些研究的主要不足是有重研究轻应用的倾向。

1997年,奥钢联工程技术公司与林茨钢厂合作开发了热连轧带钢质量控制系统(VAI-Q Strip),并实现了该技术的首次在线应用^[28]。之后不久,西门子的在线微结构监控系统(BM_MM)也推向了市场。

这些研究和开发大大激励了国内在该领域的相关研究人员。许多知名科研院所,如钢铁研究总院、东北大学、中国科学院金属研究所等,也相继开展了热轧带钢力学性能预报技术的研究工作,并研制出自己的性能预报系统,其中有代表性的技术有钢铁研究总院与东北大学合作完成的连铸连轧过程组织性能预报系统(Q-HSM),中国科学院金属研究所研制的热轧带钢组织性能预报系统(ROLLAN)。

然而,随着热轧带钢力学性能预报技术的应用范围的不断拓展,技术应用的进程似乎再次遇到了瓶颈。武汉钢铁(集团)公司和宝山钢铁股份有限公司先后试用过西门子的BM_MM,但都没有取得预想中的实际效益。

除了林茨钢厂,几乎所有报道都是只谈模型精度,而没有提到应用效果以及是否产生了效益,这说明性能预报技术要想实用化还有很大难度。实际上,热轧带钢力学性能预报技术和生产设备、生产组织方式、管理方式、用户关系都密切相关,且与后者相关的各种因素都会对性能预报技术的应用效果产生影响。

2.3 热轧板卷性能预报模型原理

热轧板卷力学性能预报技术的核心是预报模型。预报模型建立的理论依据是热轧带钢的力学性能决定于其内部组织结构,而组织结构又取决于带钢成分和相应的生产工艺。工艺、成分和性能之间存在着复杂、确定的对应关系。性能预报模型就是要定量地揭示这些工艺参数之间的关系,从而实现根据部分工艺参数就可以预报带钢力学性能的目的。根据建模方法的不同,热轧带钢力学性能预报模型可分为两大类:冶金机理模型

和统计模型^[29]。

2.3.1 冶金机理模型

冶金机理模型是从分析实际生产过程的物理本质和内在规律出发，建立带钢内部组织结构演变与工艺参数的理论公式，其优点是物理意义明确、适用范围宽，具有一定普遍性。学术机构和团体擅长从事理论研究，其模型也往往偏重机理。冶金机理模型的研究者往往希望模型的表达形式尽可能与客观规律一致，在此基础上再追求模型的精度。冶金机理模型至少包含两个子模型：组织模型和性能模型。组织模型用来描述工艺、成分与组织之间的关系；性能模型则用于描述组织与性能的关系，如图 2.1 所示。

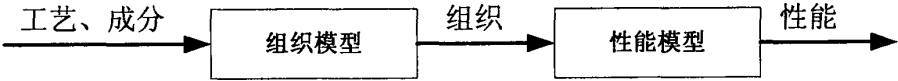


图2.1 冶金机理模型的基本构成

Fig 2.1 Basic constitution of mechanism model

实际上，工艺是个相对抽象、综合的概念，建模时要把它具体化为各个工序的温度曲线、压下量等过程参数。如果是纯粹的理论研究，这些参数可以直接设定，但要把模型用于具体的生产线，就会面临工艺数据从何而来的问题。严格来说，由于温度等工艺参数是过程变量(时间的函数)，而不是单纯的数值，所以，多数冶金机理模型往往需要添加一个工艺模型，从而可以根据特定点上的检测值(或设定值)，推算出所有必须的工艺过程参数。这样，整个模型系统就变成了图 2.2 所示的结构。

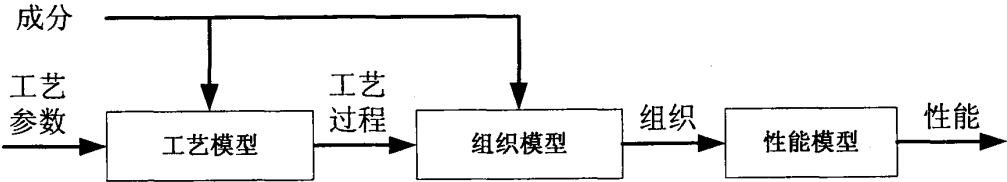


图2.2 演变的冶金机理模型构成

Fig 2.2 Constitution of evolutionary mechanism model

工艺模型、组织模型和性能模型分别由若干子模型组成，而且，不同钢种、工艺条件下的模型或模型参数可能有所变化。特别是现有的离线性能预报模型都是按照钢种预报的，即不同钢种的预报模型不一样。这意味着，如果用相同的工艺参数和成分预报可能会得到不同的预报结果。在以上三类模型中，工艺模型(主要是温度和塑性变形)的理论基础较好，但模型参数需要设法确定。组织模型有一定的理论基础，但很多子模型是统计模型，模型精度不高且适用范围相对较窄。最著名的热轧带钢力学性能的理论计算模型是 Hall-Petch 公式：

$$y=y_0+kd \tag{2.3}$$

式中，y 为带钢轧制后的力学性能指标；y₀ 为基准性能指标；d 为平均晶粒直径；k

为 Hall-Petch 系数。客观上，力学性能是材料的宏观特性，而组织则是材料的微观特性，二者是不同尺度下的特征，经过严格推导得出的性能模型和组织模型很少，大多是统计模型，即便是 Hall-Petch 公式，也有待定参数 k ，且 k 无法通过理论计算得到，需要借助实验获得。组织是一个相对综合的概念，包括相的组成、晶粒大小、析出颗粒尺寸等众多内涵，目前尚无完整的量化指标来准确定义组织的构成要素。虽然这不会影响到材料学研究，但对建立高精度模型的要求来说却是不够的。事实上，由于不能完整地表征组织，多数性能模型把成分也纳入其中，形成如图 2.3 所示的结构。

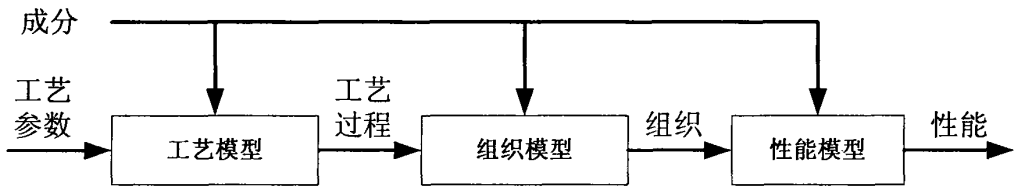


图2.3 完整的冶金机理模型构成

Fig 2.3 Constitution of complete mechanism model

虽然冶金机理模型能较好地揭示过程变化对性能造成的本质影响，而且，使用范围较宽，具有普遍性，但通常冶金机理模型的结构非常复杂，且由于模型中的多数变量并非工业过程中的容易检测的物理量，因此，在实际应用之前往往要做多种假设和简化处理，这使得模型计算结果和实际的带钢内部组织演变结果有一定的差异。

2.3.2 统计模型

统计模型可以直接描述成分、工艺参数和力学性能之间的定量关系。好的统计模型同样应该符合客观规律，但未必拘泥于特定的表达形式。统计方法、工艺机理和客观规律的结合可以体现在如下几种方式：

- (1) 模型分类。与冶金机理模型相比，统计模型的适用范围往往较窄。为了拓宽模型的应用范围，人们往往倾向于在不同范围内建立不同的统计模型，然后再通过有效整合，最终形成一个模型体系，而模型分类的原则往往依赖于冶金机理、轧制工艺。
- (2) 中间变量的建立。统计模型旨在一定范围内，建立力学性能与工艺变量之间稳定、可靠的定量映射关系式。统计模型中使用的变量，未必直接来自于检测仪器，它们可能是若干检测变量的函数，而函数建立的原则源于冶金机理和轧制工艺。
- (3) 数据处理方法。大生产过程获取的检测数据往往带有各种不同形式的干扰噪声，这些检测噪声对建模过程影响很大，如果利用未加处理的数据直接建模，常常会得到错误的结果。因此，建立统计模型之前需要对数据进行分类和预处理，而分类和预处理的原则常常建立在工艺机理之上。
- (4) 因果关系的确定。通过统计方法可以发现数据之间的相关性但却不能确定其因果性。特别是当自变量之间存在相关性时，单凭统计很难确定它们对因变量的作用，

必须借助机理分析才能确定问题本质。

(5) 统计结论的确定。由于影响带钢最终力学性能的因素很多, 这些因素之间存在着复杂的交互作用, 不同条件下可能会得到截然相反的统计结论, 因此统计结果的正确性需要借助冶金机理加以确认。

2.3.3 两种模型的比较

由于统计模型建立在实际生产数据的基础上, 它更多地体现了特定生产线、特定钢种、特定工艺下的带钢力学性能的变化规律, 而冶金机理模型则更多地反映了一般意义下的带钢组织性能的演变规律。在多数情况下, 统计模型的精度比冶金机理模型高, 但统计模型的应用范围却要小。

传统的冶金机理模型有一个缺点就是必须写出常规的预测数学模型或必须人为地确定一些参数。由于影响最终性能的因素较多且具有复杂的不确定性和非线性, 这些因素之间的数学关系用常规数学模型难以建立, 即使人为确定一些参数, 所预测的数据也很不客观。而且此预测方法在历史资料的利用、预测的全面性、模型的动态可变性及自学习功能等方面都还有所缺陷。

目前, 实践证明比较有效的统计模型常用的有多元线性回归模型、人工神经网络。

迁钢自热轧产线建立之初, 就试用了西门子公司微观组织监控系统 (Microstructure Monitor System), 该系统利用冶金机理模型来描述热轧带钢的组织演变过程。由于与现有系统之间的衔接、工艺参数的人为设定准确度等原因, 预报效果不甚理想, 此外, 其与迁钢公司现有的取样办理办法不能有效衔接, 故舍弃不用。此外, 文献资料^[30-32]显示武汉钢铁(集团)公司和宝山钢铁股份有限公司对此微观组织监控系统也曾试用过, 效果不佳, 后弃用。

2.4 BP 神经网络

人工神经网络为建立力学性能模型提供了另外一种思路。人工神经网络是一种非线性动力系统, 具有良好的自学习、自组织、自适应和非线性动态处理等特征, 适合于处理复杂的非线性过程, 为解决非线性系统和未知模型的预测提供了新的途径。它无需人们预先给定公式, 而是以实验数据为基础, 经过有限次迭代计算而获得实验数据的内在规律, 特别适合于研究非线性系统。因此, 可采用人工神经网络对热轧板卷的性能进行预测。

2.4.1 BP 神经网络介绍

理论上已证明^[33], 任何函数都可以用人工神经网络以任意精度逼近, 并且不需要预先给出模型形式, 而只需要一组由已知条件和结果组成的学习样本, 就可以通过自学习的过程获得条件与结果之间的规律。

神经网络(Neural Networks, NN)是由大量的、简单的处理单元(称为神经元)广泛地相互连接而形成的复杂网络系统^[34]。它无需预先给定公式,而是以实验数据为基础,经过有限次迭代计算而获得实验数据的内在规律^[35],适合于研究非线性系统。

BP (Back Propagation) 神经网络,是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络^[36],是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程。它的学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。其学习能力和容错能力对不确定性模式识别具有独到之处。但是也仍然存在检测误差^[37]。

BP神经网络的基本思想是:它由输入层*i*,隐含层*j*,输出层*k*以及各层之间的节点的连接权所组成。这个学习过程的算法由信息的正向传播和误差的反向传播构成,在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层逐层处理,并传向输出层,每一层神经元只影响下一层神经元的输出。如果不能在输出层得到期望的输出,则转入误差的反向传播阶段,误差反传是运用链导数法则将连接权关于误差函数的导数沿原来的连接通路返回,并将误差分摊给各层的所有单元,从而获得各层单元的误差信号,此误差信号既作为修正各单元权值和阈值的依据,这种信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程,是周而复始进行的,权值不断调整的过程,也就是网络的学习训练过程。BP网络的拓扑结构如图2.4所示。

BP算法的推导如下:

正向传播过程

输入层:输入层一般为样本各分量输入值,输出值一般等于输入值。

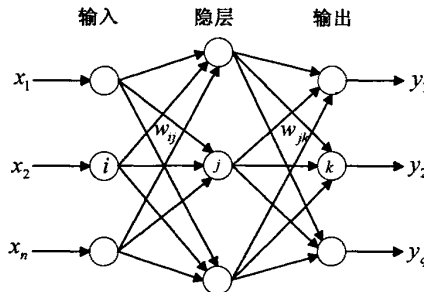


图 2.4 三层 BP 网络

Fig.2.4 A three-layer BP network

隐含层:对于节点*j*,其输入为 net_j ,称为激活值,为前一层各节点输出值 o_i 与对应输入层权值 w_{ij} 乘积之和:

$$net_j = \sum_i w_{ij} o_i - \theta_j \quad (2.4)$$

其中: θ_j 为中间层单元的阈值, $j=1,2,3,\dots,p$, p 为中间层单元数。

输出值:

$$b_j = f_j(\text{net}_j) \quad (2.5)$$

式中 $f_j()$ 称为激励函数或作用函数, 一般采用 sigmoid 函数:

$$b_j = f_j(\text{net}_j) = \frac{1}{1 + \exp(-\text{net}_j)} \quad (2.6)$$

隐含层可以为一层或多层, 但是随着隐含层的增多, 网络的复杂程度也随之增加, 学习速度减慢, 另外网络的推导能力也有可能下降, 既所谓的“overfitting”现象, 网络隐含层节点及节点数目的选取是 BP 网络学习算法有待解决的一个问题。

同理, 可以求得输出端的激活值和输出值:

设输出层第 t 个单元的激活值为 l_t , 则

$$l_t = \sum_{j=1}^p v_{jt} \cdot b_j - r_t \quad (2.7)$$

设输出层第 t 个单元的实际输出值为 c_t , 则

$$c_t = f(l_t) \quad (2.8)$$

其中: v_{jt} 为中间层至输出层的连接权; f 为 S 型激活函数; r_t 为输出层单元的阈值。

输出误差的逆传播

在正向传播过程中得到了网络的实际输出值, 当这些实际的输出值与希望的输出值不一样时或者说其误差大于所限定的数值时, 就要对网络权值和阈值进行校正, 这里的校正 是从后向前进行的, 所以叫误差逆传播, 计算是从输出层到中间层, 从中间层再到输入层。

输出层的校正误差为:

$$d_t^k = (y_t^k - c_t^k) f'(l_t^k) \quad (2.9)$$

其中, y_t^k 为希望输出; c_t^k 为实际输出; f' 为对输出层函数的导数。

中间层各单元的校正误差:

$$e_j^k = \left(\sum_{t=1}^q v_{jt} \cdot d_t^k \right) f'(\text{net}_j^k) \quad (j=1,2,3,\dots,p, k=1,2,3,\dots,m) \quad (2.10)$$

这里应注意, 每一个中间单元的校正误差都是由 q 个输出层单元校正误差传递而产生的, 当校正误差求得后, 则可利用 d_t^k 和 e_j^k 沿逆方向逐层调整输出层至中间层, 中间层至输入层的权值。

对于输出层至中间层连接权和输出层阈值的校正量为:

$$\Delta v_{jt} = a \cdot d_t^k \cdot b_j^k \quad (2.11)$$

$$\Delta r_t = a \cdot d_t^k \quad (2.12)$$

其中: b_j^k 为中间层 j 单元的输出; d_i^k 为输出层的校正误差; $j=1,2,3,\dots,p$ $t=1,2,3,\dots,q$
 $k=1,2,3,\dots,m$ $0 < a < 1$ (学习系数)。

中间层至输入层的权值校正量和中间层的阈值为:

$$\Delta w_{ij} = \beta \cdot e_i^k \cdot o_j^k \quad (2.13)$$

$$\Delta \theta_i = \beta \cdot e_i^k \quad (2.14)$$

其中: e_j^k 中间 j 单元的校正误差。

$i=1,2,3,\dots,n$ $0 < \beta < 1$ (学习系数)

从这里可以看出:

调整量与误差成正比,既误差越大,调整的幅度就越大。

调整量与输入值的大小成正比,这里由于输入值越大,在这次学习过程中就显活跃,所以与其相连的权值的调整幅度就越大。

调整量与学习系数成正比,通常学习系数在0.1—0.8之间,为使整个学习过程加快,又不引起振荡,可采用变学习率的方法,既在学习初期取较大的学习系数,随着学习过程的进行逐渐减小其值。

循环记忆训练:

为使网络的输出误差趋于极小值,对于BP网络输入的每一组训练模式,一般要经过数百次甚至上万次的循环记忆训练,这种循环记忆训练实际就是反复重复输入模式顺传播和输出误差逆传播过程。

学习结果的判断:

当每次循环记忆训练结束后,都要进行学习结果的判断,判断的目的主要是检查输出误差是否已经达到了误差要求,如果达到则停止训练,如果没有停止则继续重复以上的训练。学习或者说训练的过程是网络全局误差趋向最小值的过程。

2.4.2 BP 神经网络特点

BP网络基本算法采用梯度下降法搜集权值集合^[38]。这些权值可以对给定的分类问题建模,使得样本的网络类预测和实际的类标号均方误差最小。该算法不仅具有对噪音数据的高承受能力,而且具有对未经训练的数据建立分类模型的能力。根据Kolmogorov定理和BP定量,以Sig-moid函数为激励函数的3层BP网络可以任意精度逼近任意连续函数,但也存在以下问题:

(1) 从数学上看,其可看作非线性的梯度优化问题,因此不可避免地存在局部极小问题;

(2) 学习算法的收敛速度慢,通常需要几千步或更多的迭;

(3) 网络结构为前向结构,不是非线性动力学系统,只是非线性映射系统;

(4) 迭代步长和惯性系数的选取由经验确定,迭代不当会引起网络振荡或网络麻痹而不能收敛;

(5) 新加入的样本要影响已经学完的样本。

2.5 BP 神经网络输入层参数的选择

化学成分和热轧生产工艺决定了最终产品的组织和性能,控制最终产品的组织和性能是通过合理的化学成分设计和有效的工艺控制实现的,因此研究化学成分和热轧生产工艺对组织和性能的影响对深入掌握热轧过程组织演变规律和改进热轧生产工艺有非常重要的意义。

经过查找冶金机理模型相关的资料,发现冶金机理模型方面的研究很多,但都没有形成确定的数学模型,主要靠实验来研究影响因素与力学性能之间的关系。文献^[39]指出:

(1) 化学成分是影响产品力学性能的重要因素。随着c含量、Mn含量和Si含量的提高,抗拉强度和屈服强度都提高,但提高的幅度不相同。随着C含量和Mn含量的提高延伸率明显下降, Si含量对延伸率几乎没有影响。C和Mn都有细化铁素体晶粒的作用,同时随着c和Mn含量的提高,珠光体含量提高。

(2) 对于低碳钢来说,板坯的加热温度和加热时间影响轧制前初始奥氏体晶粒尺寸,加热温度越高、加热时间越长,初始奥氏体晶粒尺寸越大,而对最终产品的组织和性能没有影响。加热温度影响初始奥氏体晶粒尺寸,但无论初始奥氏体晶粒尺寸有多大,经过粗轧三个或四个道次的轧制,初始奥氏体晶粒尺寸基本达到同一水平。加热时间只能影响粗轧第一道次的初始奥氏体晶粒尺寸,经过第二道次轧制后,初始奥氏体晶粒尺寸完全相同。对于低碳钢来说,出炉温度高低仅仅能够满足轧制变形需要、不过热过烧、保证实现终轧和卷取温度即可,出炉温度的高低对最终的产品性能没有影响。

(3) 粗轧出口温度影响粗轧再结晶过程,但对最终产品的性能没有太大的影响,它通过影响终轧温度来间接影响产品的性能。控制粗轧出口温度的目的是保证稳定轧制,同时实现设定的终轧温度。

(4) 终轧温度既影响轧制再结晶过程,又影响冷却相变过程。模拟结果表明随着终轧温度的提高,抗拉强度略有降低、屈服强度略有提高,随着终轧温度的提高,延伸率降低。屈强比影响钢材的成型性能,模拟结果给我们启示,对于屈强比要求比较严格的钢种可以通过采取降低终轧温度的办法,达到降低屈强比的目的。

(5) 与终轧温度不同,卷取温度只对冷却相变过程产生影响。模拟结果表明随着卷取温度的升高,抗拉强度和屈服强度都降低,而延伸率升高。

(6) 在相同化学成分和相同的温度制度条件下,轧制成品厚度对组织性能影响很大。随着厚度的增加抗拉强度降低,但降低的幅度非常小,而屈服强度有较大幅度的降低,抗拉强度和屈服强度与厚度呈线性关系。随厚度增加,延伸率有很大程度的降低。

进一步分析组织可知,随着厚度增加,铁素体分数增加,铁素体晶粒尺寸增大。模拟结果表明不可能用同一种化学成分和同一种温度制度使不同厚度的带钢达到同一力学性能,对于不同厚度的带钢采用不同的化学成分和不同温度制度是必要的。

(7) 轧制工艺制度对最终组织和力学性能的影响程度按照加热温度和加热时间—粗轧出口温度—终轧温度—卷取温度的顺序递增。

由于不同钢种其化学成分和生产工艺对其最终的组织性能的影响各不相同,故其神经网络输入层的选择也不尽相同,下面列出一些主要的化学成分和生产工艺参数对组织性能的影响。

C含量对组织性能的影响,随着C含量的增加抗拉强度和屈服强度都增大,而延伸率降低,三者都与C含量大体呈线性关系。抗拉强度增加幅度较小,屈服强度增加幅度较大。

Mn含量对组织性能的影响,随着Mn含量的增加,屈服强度和抗拉强度都增加,增加的幅度基本相同,而延伸率则降低。

Si含量对组织性能的影响,随Si含量的增加,屈服强度、抗拉强度都增加,但屈服强度增加幅度很小,抗拉强度增加幅度大一些, Si含量对延伸率基本没有影响。

出炉温度对组织性能的影响,在轧制之前,板坯要在加热炉内加热到一定的温度,保温一定时间,使钢充分奥氏体化,以降低钢轧制过程的变形抗力,提高塑性。但是出炉温度太高了,奥氏体晶粒粗大。

RT2温度对组织性能的影响, RT2温度是轧制过程中重点控制的工艺参数之一,对于低碳钢来说,粗轧出口温度对最终产品的性能没有直接影响,它通过影响终轧温度来间接影响产品的性能。控制粗轧出口温度的目的是保证稳定轧制,同时实现设定的终轧温度。

终轧温度对组织性能的影响,终轧温度从两个方面影响最终的组织,一是终轧温度变化使精轧各道次轧制温度变化,影响精轧过程再结晶和奥氏体晶粒演化过程;二是终轧温度变化等于改变了层流冷却过程中的总温降,使层流冷却速率发生变化。随着终轧温度的提高,抗拉强度略有降低、屈服强度略有提高,随着终轧温度的提高,延伸率降低。

卷取温度对组织性能的影响,与终轧温度不同,卷取温度只对相变过程产生影响,卷取温度升高,等于降低了冷却速率,而冷却速率对最终铁素体晶粒尺寸和相变分数有显著影响,随着冷却速率的降低,铁素体晶粒尺寸增大,铁素体分数增加,而珠光体分数减少。总体而言,随着卷取温度的升高,抗拉强度和屈服强度都降低,而延伸率上升。

成品厚度对组织性能的影响,随着厚度的增加抗拉强度略有降低,但变化幅度非常小,而屈服强度有较大幅度的降低,抗拉强度和屈服强度与厚度呈线性关系。

经过分析和筛选,最终确定神经网络输入层参数为:C、Si、Mn、P、S、Cu、出炉温度、粗轧温度、终轧温度等15个参数。

2.6 BP 神经网络的改进算法

为了克服BP神经网络收敛速度慢、系统训练不稳定及可能陷入局部极小等缺陷,采用附加动量法和自适应的学习速率等方法来加以改进。

(1) 附加动量法

针对收敛速度慢、系统训练不稳定及可能陷入局部极小等问题,通常的改进方法是采用附加动量法。该方法是在反向传播法的基础上在每一个权值及阈值的变化上加上一项正比于前次权值变化量的值,并根据反向传播法来产生新的权值及偏差变化。隐含层从第 i 个输入到第 k 个输出带有附加动量因子的权值调节公式为:

$$\Delta w_{ki}(t+1) = (1-\alpha)\eta\delta_k x_i + \alpha\Delta w_{ki}(t) \quad (2.15)$$

其中: t 为训练次数, η 为学习速率, α 为动量因子, $\alpha\Delta w_{ki}(t)$ 为附加动量项。利用该法可以平滑梯度方向的剧烈变化,增加算法的稳定性。其它带有附加动量因子的权值及阈值调节公式类似于上式。

(2) 自适应学习速率

选择适当的学习速率 η ,能加快网络的训练速度,增加网络学习的稳定性。但网络在学习训练的过程中对学习速率的要求可能是不一样的,对训练初期功效较好的学习速率,不见得对后来的训练适合。为此,我们可以在网络的训练过程中采用自适应的学习速率。通常,调节学习速率的准则是:检查权值的修正值是否真正降低了目标函数,如果确实如此,则说明所选取的学习速率小了,可以对其增加一个量;反之,就应该减小学习速率的值。下面是一种自适应学习速率的调整公式:

$$\eta(t+1) = \begin{cases} 1.05\eta(t) & E_{t+1} < E_t \\ 0.7\eta(t) & E_{t+1} > E_t \\ \eta(t) & \text{其它} \end{cases} \quad (2.16)$$

针对BP算法的改进,通常是将这两种方法结合起来,形成自适应学习速率动量梯度下降法,常常有较好的效果。

在神经网络工具箱中,trainbp、trainbpx和trainlm可实现对BP网络的训练,其用法类似,但采用的学习规则不同^[40-42]。Trainbp直接利用bp算法训练向前网络,trainbpx和trainlm是对bp算法的改进;Trainbpx采用动量法和学习率自适应调整的策略,从而提高了学习速度并增加了算法的可靠性;动量法降低了网络对于误差曲面局部细节的敏感性,可有效地抑制网络陷入局部极小;自适应调整学习率有利于缩短学习时间;trainlm

使用了Levenberg-Marquardt（列文伯格-马夸尔特法）优化方法，从而使学习时间更短。它是使用最广泛的非线性最小二乘算法，利用梯度求最大（小）值，它同时具有梯度法和牛顿法的优点。

LM 算法实际上是高斯-牛顿法和梯度下降法的结合，将前者的快速性和后者的收敛性进行了折衷，因而既具有高斯-牛顿法的局部特性，又具有梯度下降法的全局特性。在网络训练过程中，梯度下降法在开始几步下降较快，但是随着接近最优值，由于梯度趋于零，使得目标函数下降缓慢甚至停顿下来；而牛顿法可以在最优值附近产生一个理想的搜索方向：

$$S(X^{(k)}) = -(H^{(k)} + \lambda^{(k)} I)^{-1} \hat{y} f(X^{(k)})$$

(2.17)

令 $\eta^{(k)}=1$ ，则 $X^{(k+1)} = X^{(k)} + S(X^{(k)})$ 。

起始时， λ 取一个很大的数(如 10^4)，此时相当于步长很小的梯度下降法；随着最优点的接近， k 减小到零，则 $S(X^{(k)})$ 从负梯度方向转向牛顿法的方向。

在使用同样的网络结构，如相同的神经元个数以及相同的精度时用3种函数训练比较，结果发现：用trainbp训练极不稳定，网络易发散，神经元个数一般不能超过4个，同样的训练步数费时长，且误差目标值仅能达到 10^{-2} ，精度条件稍提高便不能收敛；trainbpx较前者稳定，一般显示收敛趋势，训练相同步数所花时间短，在以 10^{-2} 为目标误差时训练步数一般在100步左右；而trainlm能在10步之内达到 10^{-6} 的精度目标，且相当稳定；但训练显示，该函数有记忆功能，对下次训练结果有一定干扰，总体上，其性能远远优于前两种函数。

笔者通过对不同的算法进行分析，进行实际数据测试，以70的收敛精度为目标，检验和比较各种算法达到精度的速度，对比情况如表2.1所示。通过对比，选择最优算法，也就是训练函数为Trainlm的Levenberg-Marquardt算法。

表 2.1 不同 BP 算法的计算效果比较

Table 2.1 The compute effect of different of BP algorithms

训练函数	BP 算法	训练次数	收敛精度
Trainb	标准 bp 算法	51305	70
Traingdm	动量 bp 算法	67323	70
Traingdx	自适应学习率算法	1943	70
Trainrp	弹性反向传递算法	707	70
Trainlm	Levenberg-Marquardt	97	70
Trainbr	正则化方法	210	70

2.7 BP 神经网络模型设计及优化

由于性能预测是一种多因素、不确定性、非线性问题，成分、工艺这些参数之间互相影响，存在耦合现象。这时，传统的方法预测效果就不太理想，而BP神经网络由于其良好的非线性逼近能力^[43]，具有较高的预测精度，在性能预测中也有成功应用^[44,45]。为此，本文建立了BP神经网络性能预报模型。

基于BP网络的性能预报建模流程图如图2.5所示。

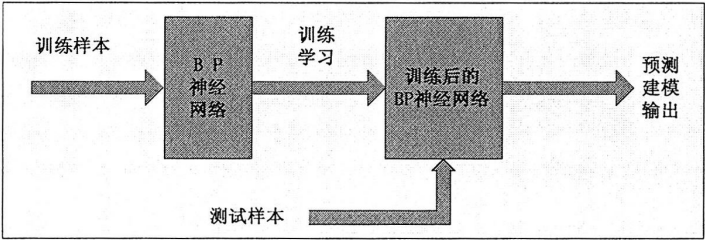


图 2.5 基于 BP 网络的预测建模流程图

Fig.2.5 Predict modeling on the base of BP

本文中预测的是屈服强度、抗拉强度、延伸率三种性能，由于本系统设计之初就是为了构建高级语言调用Matlab进行运算并返回结果的通用平台，所以本系统支持灵活的BP网络建模方式，如可以为单性能形式，即为多输入单输出形式；也可以为多性能形式，即为多输入多输出形式。

性能预报模型的整体思路如图 2.6 所示。

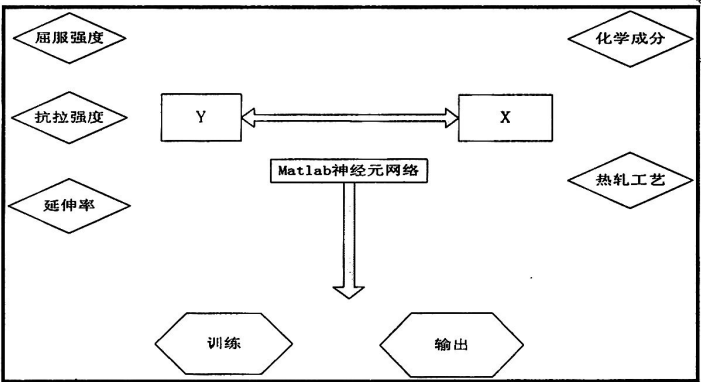


图 2.6 整体模型图

Fig2.6 the model of whole graph

图2.7是以屈服强度预测为例的单性能预测模型，当选择神经网络输入层个数 n 时，则以 $x_1, x_2, \cdots, x_n$ 为预测数据输入，来预测屈服强度 $\hat{y}$ 。

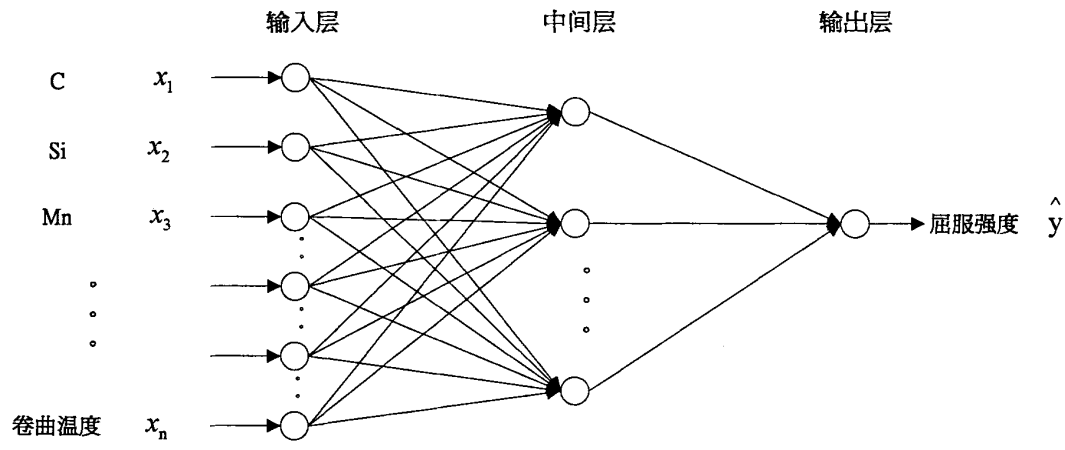


图 2.7 单性能神经网络
Fig.2.7 One energy BP model

除了单性能神经网络预测模型以外，还给出了多性能预测模型，屈服强度、抗拉强度、延伸率三种性能可以两两组合，也可以同时预测这三种性能。这里以三种性能预测模型为例，如图2.8所示。则以 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 为预测数据输入值，来预测这三种力学性能的值 $\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3$ 。

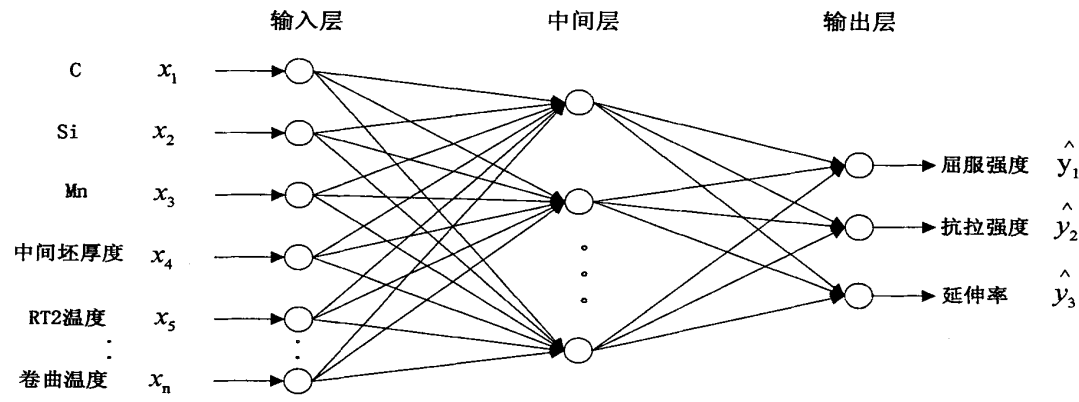


图 2.8 三性能神经网络
Fig.2.8 Three energy BP model

神经网络的性能预测主要功能就是构造上述图2.7、图2.8为例的单性能预测模型和多性能预测模型。下面主要就对单输出形式的神经网络类型的选择、输入输出层的设计、网络学习数据准备、网络的隐层数及隐层结点设计、训练函数预测函数的选择、网络性能的评价等进行阐述。并在此基础上，设计出良好的人机交互界面。

(1) 参数选择

在应用BP网络解决实际问题的过程中，选择多少层网络、每层多少个神经元节点、

选择何种传递函数、何种训练算法等,均无可行的理论指导,只能通过大量的实验计算获得。这无形增加了研究工作和编程计算工作量。Matlab软件提供了一个现成的神经网络工具箱(NeuralNetworkToolbox,简称NNbox),为解决这个矛盾提供了便利条件。下面针对实际问题,具体讨论BP网络的建立、传递函数的选择、网络的训练等一系列问题,在神经网络工具箱相关函数的基础上,为基于BP神经网络的性能预测模型提供参数选择及改进^[46]。

(a) 对于神经网络的节点数选择问题

在性能预测中,首先要确定进行多性能预测还是单性能预测,下面以单性能为例,进行说明。先选定某种性能,这是进行预测的第一步。模型采用的样本数据就是本性能相关的历史数据。由于是单性能预测,那么神经网络的输出层节点数就已确定,就是一个。而对于神经网络的输入层节点数就是训练样本的个数。

同理,当选择三种性能预测时,输出层节点数为3,为屈服强度、抗拉强度、延伸率,输入层节点数为训练样本个数。

在输入层输出层节点数确定以后,要考虑隐含层个数,可以为任意自然数,但是层数设置过多,造成迭代时间显著增加,并且并不是越多越好,确定了隐含层层数后,再考虑各隐含层节点数的确定。这也是网络训练前的一个关键步骤,隐层结点数L的选择与其说具有科学性,不如说更具有技巧性,往往与输入数据中隐含的特征因素有关。L的选择至今仍得不到一个统一的规范。

在文献^[47,48]中给出了L的初始值选择的两个公式,在程序中选择其中之一来确定隐含层节点数。

$$l = \sqrt{m+n} \quad (2.18)$$

或

$$l = \sqrt{0.43mn + 0.12n^2 + 2.54m + 0.77n + 0.35} + 0.51 \quad (2.19)$$

其中m、n分别为输入结点数目与输出结点数目。

隐层结点数可根据公式(2.18)或(2.19)得出一个初始值,然后利用逐步增长或逐步修剪法。所谓逐步增长是先从一个较简单的网络开始,若不符合要求则逐步增加隐层单元数到合适为止;逐步修剪则从一个较复杂的网络开始逐步删除隐层单元,具体实现已有不少文献讨论。对于本模型,采用逐步增长法效果明显。

(b) 数据预处理和后期处理

如果对神经网络的输入和输出数据进行一定的预处理,可以加快网络的训练速度,Matlab中提供的预处理方法有:

①归一化处理:将每组数据都变为-1至1之间数,所涉及的函数有premnmx、

postmnmx、trammnx;

②标准化处理: 将每组数据都化为均值为0, 方差为1的一组数据, 所涉及的函数有prestd、poststd、trastd;

③主成分分析: 进行正交处理, 可减少输入数据的维数, 所涉及的函数有prepca、trapca;

④回归分析与相关性分析: 所用函数为postrg, 可得到回归系数与相关系数, 也可用文^[49]介绍的方法进行置信区间分析。本文实现了归一化处理方法和标准化处理方法, 主成分分析和回归分析方法有待实现。

在实际应用中, 当选择了一种预处理方法时, 它的后期处理函数必须对应。如用户选择了归一化处理函数premnmx, 则训练结束后与其对应的处理函数为postmnmx。用户可以任意选择数据预处理方法, 默认的预处理方法就是归一化方法。

下面以归一化处理为例说明其用法, 其它预处理方法的用法与此类似。对于输入矩阵p和输出矩阵t进行归一化处理的语句为:

```
[pn, minp, maxp, tn, mint, maxt]=premnmx(p, t);
```

训练时应该用归一化之后的数据, 即:

```
net=train(net, pn, tn);
```

训练结束后还应对网络仿真的输出an=sim(net, pn)作如下处理:

```
a=postmnmx(an, mint, maxt);
```

当用训练好的网络对新数据pnew进行预测时, 也应作相应的处理:

```
pnewn=trammnx(pnew, minp, maxp);
```

```
anewn=sim(net, pnewn);
```

```
anewn=postmnmx(anewn, mint, maxt);
```

(c) 传递函数的选择

工具箱提供了三种传递函数: Log-sigmoid、Tan-sigmoid和线性函数Purelin。前两种为非线性函数, 分别将 $x \in (-\infty, +\infty)$ 的输入压缩为 $y \in [0, 1]$ 和 $y \in [-1, +1]$ 的输出。因此, 对非线性问题, 输入层和隐层多采用非线性传递函数, 输出层采用线性函数, 以保持输出的范围, 就非线性传递函数而言, 若样本输出均大于零时, 多采用Log-sigmoid函数, 否则, 采用Tan-sigmoid函数。对线性系统而言, 各层多采用线性函数。对于能耗预测模型, 各层传递函数用户可以任意选择, 默认传递函数输入层和中间层为Tan-sigmoid函数, 输出层为Purelin。

(d) 训练函数的选择

初始化后的网络即可用于训练, 即将网络的输入和输出反复作用于网络, 不断调整

其权重和阈值,以使网络性能函数`net.performFcn`达到最小,从而实现输入输出间的非线性映射。对于`newff`函数产生的网络,其缺省的性能函数是网络输出和实际输出间的均方差MSE。

在NNbox中,给出了十多种网络学习、训练函数,其采用的算法可分为基本的梯度下降算法和快速算法。

在Matlab中训练网络有两类模式:逐变模式(`incrementalmode`)和批变模式(`batchmode`)。在逐变模式中,每一个输入被作用于网络后,权重和阈值被更新一次。在批变模式中,所有的输入被应用于网络后,权重和阈值才被更新一次。使用批变模式不需要为每一层的权重和阈值设定训练函数,而只需为整个网络指定一个训练函数,使用起来相对方便,而且许多改进的快速训练算法只能采用批变模式,在这里只讨论批变模式,以批变模式来训练网络的函数是`train`,其语法主要格式为: `[net, tr]=train(NET, p, t)`,其中`p`和`t`分别为输入输出矩阵,NET为由`newff`产生的要训练的网络,net为修正后的网络,tr为训练的记录(训练步数`epoch`和性能`perf`)。`train`根据在`newff`函数中确定的训练函数来训练,不同的训练函数对应不同的训练算法。下面列出主要几种算法函数:

`Traingdx`自适应学习速度算法。收敛速度快于`Traingd`,仅用于批量模式训练。

`Trainnp`强适应性BP算法。用于批量模式训练,收敛速度快,数据占用存储空间小。

`Trainbr`改进型L—M算法。可大大降低确定优化网络结构的难度。

对于上述训练函数,模型中都有提供,方便用户选择。训练时直接调用上述的函数名,调用前为下列变量赋初始值:

`net.trainParam.show`: 多少轮显示一次;

`net.trainParam.Lr`: 学习速度;

`net.trainParam.epochs`: 最大训练轮回数;

`net.trainParam.goal`: 目标函数误差

在神经网络训练满足要求后,对其相关的权值和阈值进行保存,为后面的不同神经网络之间的校验比较和能耗预测作数据准备。

(e) 学习速度的选定

学习速度参数`net.trainparam.lr`不能选择的太大,否则会出现算法不收敛。也不能太小,会使训练过程时间太长。一般选择为0.01~0.1之间的值,再根据训练过程中梯度变化和均方误差变化值来确定。

(f) 对过拟合的处理

网络训练有时会产生“过拟合”,所谓“过拟合”就是训练集的误差被训练的非常小,而当把训练好的网络用于新的数据时却产生很大的误差的现象,也就是说此时网络适应新情况的泛化能力很差。提高网络泛化能力的方法是选择合适大小的网络结构,选择合

适的网络结构是困难的,因为对于某一问题,事先很难判断多大的网络是合适的。为了提高泛化能力,可用修改性能函数和提前结束训练两类方法来实现。

(2) 仿真函数

利用仿真函数可对训练好的网络进行求值运算及应用。函数调用形式为:

$$a=\text{sim}(\text{net}, p);$$

其中net为训练好的网络对象, p为输入向量或矩阵, a为网络输出。如果P为向量,则为单点仿真; P为矩阵,则为多点仿真。

(3) 预测函数

准备好预测样本,对其先进行数据预处理,其预处理采用的方法是样本数据采用的预处理方法。接下来直接采用训练好神经元网络,进行计算。得到的结果再进行与前面选取的预处理方法相对应的数据后期处理。那么最终的数据即为力学性能预测结果。

(4) 算法的实现

算法的具体实现,主要通过Matlab编写M文件来完成,主要有两个M文件,第一个M文件主要完成神经网络构建和训练的功能,下面就是第一个M文件主要函数:

```
net=newff(P,T,[mid1_count,mid2_count],{mid1_tranfun,mid1_tranfun},BTF,BLF,PF,IPF,OPF,DDF);
```

此函数用来构建bp神经网络,以两个隐含层bp网络为例。其中: P为输入矩阵, T为输出矩阵, [mid1_count,mid2_count]该参数由神经网络界面中算法参数配置界面给出。表示第一个隐含层节点个数和第二个隐含层节点个数;

{mid1_tranfun,mid1_tranfun}该参数也由神经网络界面中算法参数配置界面给出,表示输入层到第一个隐含层使用的传递函数和第一个隐含层到第二个隐含层间的传递函数。

BTF为bp网络的训练函数(默认为trainlm)、BLF为bp网络权值阈值学习函数(默认为learnsgdm)、PF为性能函数(默认为mse)、IPF为输入数据预处理函数(默认为{'fixunknowns','removeconstantrows','mapminmax'}), OPF为输出数据预处理函数(默认为{'removeconstantrows','mapminmax'}), DDF为数据分组函数(默认为dividerand)。

通过C#的人机交互界面设置这些参数,特别是样本时间序列数据,输入层、输出层、中间层节点数确定以后,下面的工作转换到Matlab中执行。首先对样本数据进行处理,采用的是参数选择函数中的处理方法,得到样本输入矩阵,样本输出矩阵,根据C#中选择的数据预处理函数对样本输入、输出矩阵进行预处理,进而就可以构造建立神经网络的专用函数newff()了。

三种性能预测模型的默认形式为: $\text{net}=\text{newff}(\text{P},\text{T},[48,3],\{\text{'logsig'},\text{'purelin'}\});$

newff在确定网络结构后会自动调用init函数用缺省参数来初始化网络中各个权重和阈值,产生一个可训练的前馈网络,即该函数的返回值为net。

下一步调用仿真函数sim()进行仿真，得到仿真结果。训练完成的神经网络会保存在指定的文件夹中。

第二个M文件主要完成预测功能，其对应的函数如下所示：

```
load(strcat(savePath,net_savename),'net'); A = sim(net,P);
```

其中，第一行代码为读取训练好的神经网络，并赋值给net，第二行代码为对输入数据进行仿真，得到仿真结果。其中savePath为神经网络保存路径，net_savename为保存的神经网络名称，net为神经网络，P为进行了数据预处理的输入矩阵即待预测矩阵，A为预测结果矩阵。导入预测样本数据以后，调用sim()进行仿真，对结果进行后期处理，得到需要的预测结果值。

在构建模型以后，作者对模型进行了实验研究以确定合理的模型结构，对整理好的3578条有效样本数据，用3000条数据为训练样本，578条数据为测试样本，进行神经网络的算法试验。在对BP神经网络各参数进行设置，尝试选择不同的训练算法、数据预处理，训练参数等的设置、训练样本的训练集合、确认集合和测试集合的分配方法的尝试后，给出相对较好的算法。如表2.2所示。

表 2.2 BP 模型优化试验表
Table 2.2 BP model improving test table

函数	屈服预测 均方根误差	抗拉预测 均方根误差	延伸预测 均方根误差
newff(minmax(P),[60,30,30,3],{'purelin','purelin','purelin','purelin'})	12.546	9.0498	4.2504
newff(minmax(P),[60,30,30,3],{'purelin','tansig','tansig','purelin'})	17.65	11.14	5.0559
newff(P,T,[60,30,3],{'purelin','purelin','purelin'})	12.574	9.0695	4.26
newff(P,T,[60,30,30,3],{'purelin','purelin','purelin','purelin'})	12.5628	9.0667	4.2598
newff(minmax(PN),[100,3],{'purelin','purelin'})	12.546	9.0498	4.2504
newff(PN,TN,[100,3],{'tansig','purelin'})	12.3294	8.8336	3.7523
newff(PN,TN,[60,30,3],{'tansig','purelin','purelin'})	12.1121	8.7006	2.2131
newff(P,T,[72,21,6],{'purelin','purelin','purelin'})	13.2581	10.2112	5.0313
newff(P,T,[84,35,6],{'purelin','purelin','purelin'})	13.458	10.2655	4.8725
newff(PN,TN,[60],{'logsig'})	13.966	11.0612	2.2099
newff(PN,TN,[60,30,3],{'logsig','purelin','purelin'})	14.0627	10.7609	2.7321
newff(PN,TN,[30],{'logsig'})	13.4193	10.2556	2.1845
newff(PN,TN,[30],{'tansig'})	13.7558	10.1606	2.4045
newff(PN,TN,[50],{'logsig'})	16.0241	10.9541	1.9753
newff(PN,TN,[40],{'logsig'})	13.0236	11.1726	2.6557
newff(PN,TN,[28],{'logsig'})	13.6606	9.3896	2.0893
newff(P,T,[48,3],{'purelin','logsig'})	13.4814	9.8446	2.6556

2.8模型样本数据整理

力学性能预报模型的根本在于预测数据的准确性，这样才能保证输出（预报结果）

的准确性，所以最早的506条原始数据而言，一是预测变量相对较少，另外预测的变量还有待考虑，所以将所有SS400的性能数据进行优化整理，排除预测变量中的异常点（以6 σ 水平为准），将所有的Y、X变量排除在预测变量之外，以下的主要工作为对SS400的Y即屈服强度、抗拉强度、延伸率，X为化学成分和热轧工艺进行筛选整理，详见表2.3。

模型限制条件：通过筛选和整理将异常点排除后的工作为在模型中建立条件选择机制即满足何条件的 Y 和 X，进行系统预测和输出，因此要保证输入的变量在模型预测数据当中，所以在模型语言中加入判定条件。

表 2.3 实验样本信息表
Table 2.3 the information form of experiments sample

板坯钢种	计数	累积计数	百分比	累积百分比
20	1	1	0.02	0.02
380CL	3	4	0.07	0.09
API5L-B	27	31	0.62	0.71
B-2	108	139	2.48	3.19
HP265	5	144	0.11	3.3
HP295	119	263	2.73	6.03
Q235B	70	333	1.61	7.64
Q245R	40	373	0.92	8.56
S235JR-2	28	401	0.64	9.2
S275JR-2	6	407	0.14	9.33
S290	7	414	0.16	9.5
SS400	3843	4257	88.14	97.64
SS400-1	22	4279	0.5	98.14
SS400-2	2	4281	0.05	98.19
SS400B	65	4346	1.49	99.68
TQ295A	6	4352	0.14	99.82
X42-2	4	4356	0.09	99.91
X46	4	4360	0.09	100

图 2.9、图 2.10、图 2.11 分别为 SS400 的 Y(屈服强度、抗拉强度延伸率的)的实际控制水平。

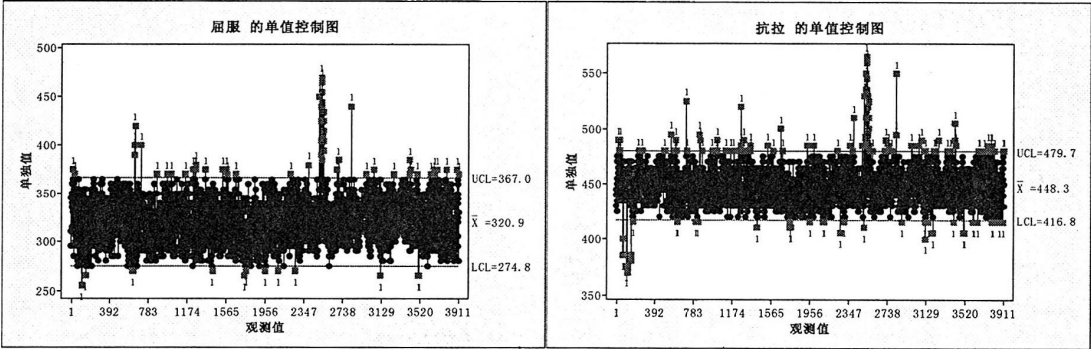


图 2.9 屈服单值控制图

图 2.10 抗拉单值控制图

Fig2.9 the yield single value of control chart Fig2.10 the tensile single value of control chart

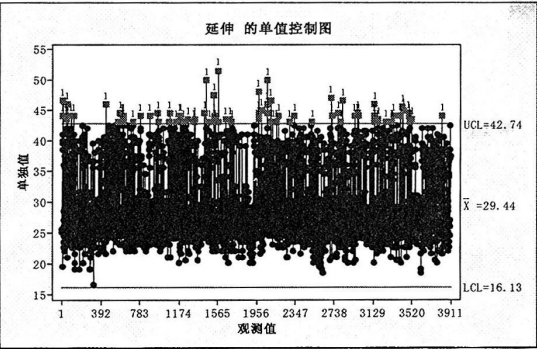


图 2.11 延伸单值控制图

Fig.2.11 the extension single value of control chart

同样，对化学成分的单值控制图以及热轧工艺参数单值控制图进行描绘和分析。从这些单值控制图看出，在 6σ 水平以外的钢种较多，本次共有数据 3913 条，通过 Minitab 整理后的数据有 3578 条，表 2.4 为优化后的各个参数的数据统计表，通过控制图可以看出，目前的异常点均已经排除掉可以保证目前的数据源的变异性，但要保证模拟预测系统的 Y 和 X 最小值及最大值在以下优化后的范围之内。

表 2.4 参数优化对比表

Table 2.4 the contrast table of parameters optimization

对比	变量	N 合计	平均值	平均值标准误	标准差	最小值	最大值	下四分位数	上四分位数
优化前	屈服	3913	320.95	0.354	22.12	255	470	305	335
	抗拉		448.26	0.238	14.9	370	565	440	455
	延伸		29.437	0.0936	5.854	16.5	51.5	25.5	32
	出炉温度		1261.7	0.315	19.7	1180	1301	1249	1277
	RT2 温度		1029.9	0.31	19.4	951.8	1125.2	1019.8	1040.6
	终轧温度		854.16	0.124	7.73	780.74	933.21	848.28	860.9
	卷取温度		621.2	0.0553	3.46	566.38	654.87	619.8	622.45
	C		0.16334	0.000115	0.0072	0.09	0.2	0.16	0.17
	Si		0.17814	0.000237	0.0148	0.01	0.24	0.17	0.18
	Mn		0.38597	0.000651	0.04075	0.33	1.02	0.37	0.39
	Cu		0.010607	0.000054	0.003408	0.001	0.027	0.009	0.013
优化后	屈服	3578	319.87	0.355	17.66	280	360	305	335
	抗拉		447.11	0.224	11.14	420	475	440	455
	延伸		28.675	0.102	5.057	20	41	25.5	29.5
	出炉温度		1263.1	0.346	17.2	1220.1	1301	1251.2	1276.8
	RT2 温度		1029.9	0.267	13.3	993	1065.9	1020.9	1038.8
	终轧温度		853.87	0.135	6.71	837.07	870.22	848.39	860.44
	卷取温度		621.14	0.046	2.29	614.08	627.99	619.82	622.43
	C		0.16241	0.000123	0.00613	0.15	0.17	0.16	0.17
	Si		0.1786	0.000178	0.00888	0.16	0.2	0.17	0.18
	Mn		0.38129	0.000196	0.00975	0.36	0.4	0.37	0.39
	Cu		0.010623	0.000052	0.002598	0.005	0.016	0.009	0.012

2.9网络模型仿真与检验

(1) 第一批数据仿真情况

在早期的 502 条数据基础上，以厚度、中间坯厚度、出炉温度、RT2 温度、终轧温度、卷取温度、C、Si、Mn、Cu、Cr 等共 15 个参数为神经网络的输入元素，屈服强度、抗拉强度、延伸率为神经网络的输出元素，以其中的 452 条数据为训练样本，50 条数据为预测样本。经训练网络和用网络进行预测发现：模型稳定性较差，同样的网络多次训练后进行预测，发现预测结果的均方根误差相差较大。此外迭代步骤少，训练时间太长。多次预测后取均值结果：屈服预报的均方根误差 16.8226；抗拉预报的均方根误差 12.1435；延伸率预报的均方根误差 4.7081。从数据来看预测效果虽然不是特别优秀，但基本能够满足要求。

图 2.12 至图 2.17 显示神经网络预测结果情况：

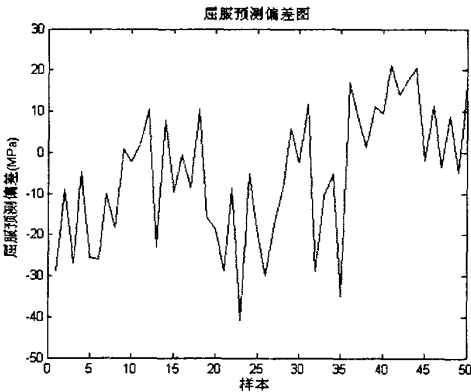


图 2.12 屈服预测偏差图

Fig2.12 the yield prediction of deviation chart

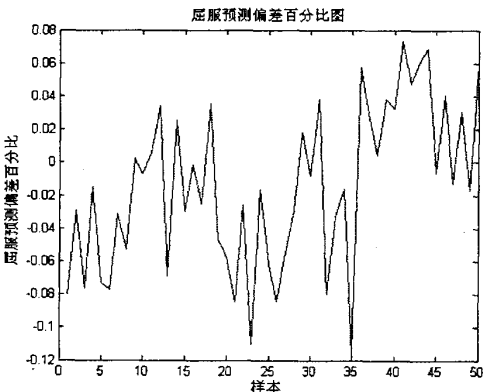


图 2.13 屈服预测偏差百分比图

Fig2.13 the yield prediction of percentage deviation chart

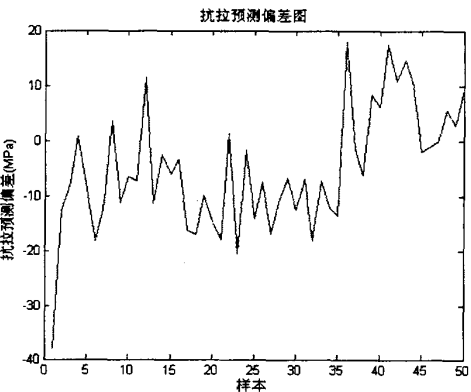


图 2.14 抗拉预测偏差图

Fig2.14the tensile prediction of deviation chart

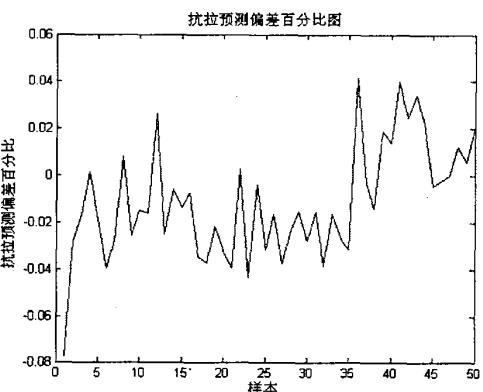


图 2.15 抗拉预测偏差百分比图

Fig2.15 the tensile prediction of percentage deviation chart

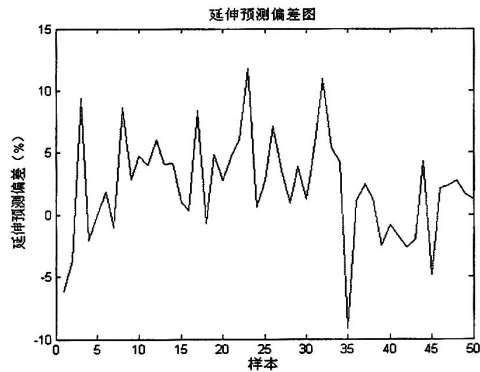


图 2.16 延伸预测偏差图

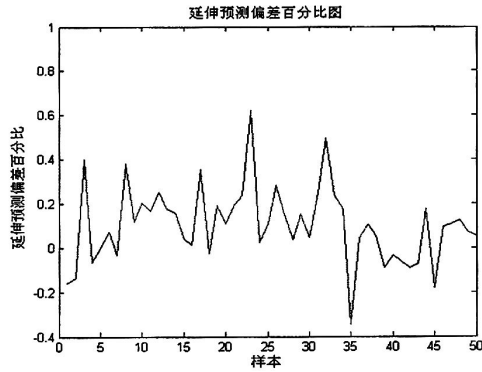


图 2.17 延伸预测偏差百分比图

Fig2.16 deviation chart of extension prediction Fig2.17 percentage deviation chart of extension prediction

(2) 第二批数据仿真情况

根据 2011 年 1-4 月的生产及检验结果，共得到 1011 条数据，同样对训练数据进行筛选后，共得到 717 组有效数据，通过第一步保存的神经网络对这 717 组数据进行预测，预测效果图如图 2.18 至图 2.22 所示（为了便于对比，对各检测值进行了升序排序）。

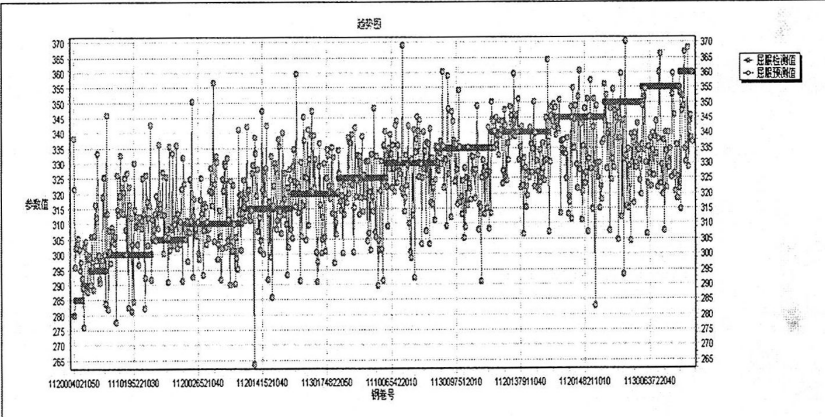


图 2.18 屈服强度检测值与预测值对比结果

Fig2.18 the contrast results of yiled strength assessment and prediction

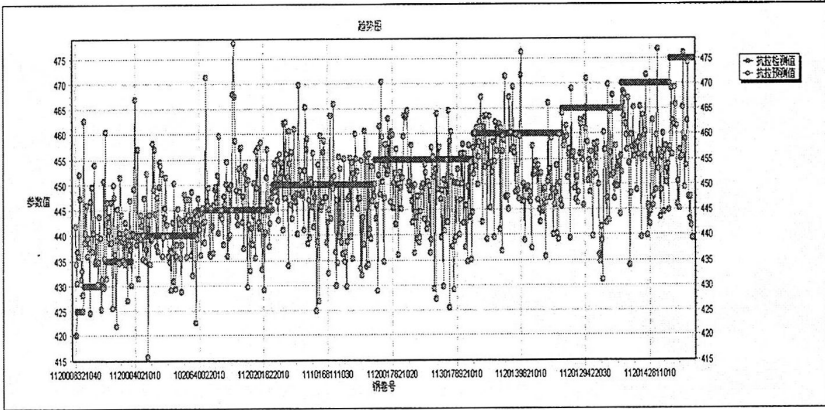


图 2.19 抗拉强度检测值与预测值对比结果

Fig2.19 the contrast results of tensile strength assessment and prediction

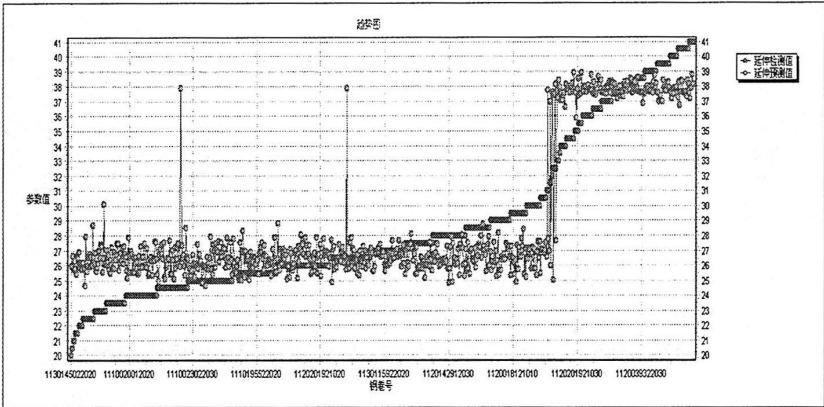


图 2.20 延伸率检测值与预测值对比结果

Fig2.20 the contrast results of elongation test value and predicted value

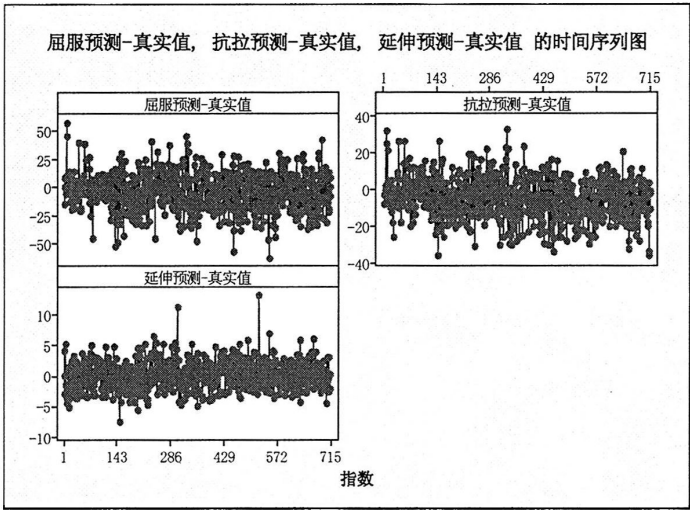


图 2.21 误差图

Fig2.21 error graph

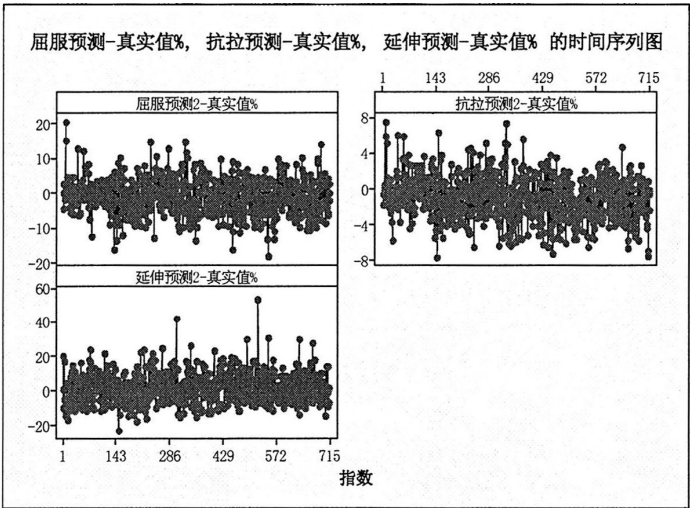


图 2.22 误差百分比分布图

Fig2.22 the graph of error percentage distribution

从预测结果来看，屈服强度误差值在 $\pm 50\text{MPa}$ 内的为99.4%，有95.4%预测数据误差率控制在10%以内；抗拉强度误差值100%在 $\pm 50\text{MPa}$ 内，误差率有97.6%在6%以内；延伸率的误差率有92.6%控制在15%以内。其中二阶段在延伸率预测方面有很大进步。

由此可以看出，笔者设计的网络模型完全能够满足精度要求，且随着样本数量的增加，精度会有所提高。

第3章 热轧板卷性能预报系统设计与开发

根据文献资料,性能预报模型的应用主要包括两个方面,一是用于离线的新产品开发,它利用模型计算结果设计新钢种;另外一个用于在线过程控制,它根据预报结果实施前反馈及后反馈控制。前反馈控制在热轧卷生产之前进行,如根据预报结果进行在线调整热轧工艺参数等;后反馈控制则在热卷生产之后进行,如利用预报结果进行质量决策与管理。性能预报技术虽然是一件具有深远影响的技术,但是实现大生产在线应用还存在相关条件的约束,目前在线应用的报道并不多见。为此本系统设计之初,旨在探索性能预报技术在钢铁企业的后反馈在线应用模式,侧重于利用性能预报技术优化热轧板卷取样管理流程,对多数热轧板卷实现预报替代取样,而对少数异常板卷进行有针对性取样。充分依托信息化及统计技术,这样既实现了取样的精细化管理,又降低运营成本。结合工业生产运行特点及质量管理要求,选取 2160 热轧板卷为试点,力争探索出一条性能预报技术优化取样管理的具体实现路径。

3.1 热轧板卷性能预报系统需求分析

根据迁钢产品质量要求,系统对预测数据进行检查处理以及对预测结果值的最终判定。要求预报系统屈服强度误差在40MPa以内,抗拉强度预测误差在40MPa以内,延伸率误差在10%以内。同时要求具备在线预测能力。在钢种上,以ss400为突破口,逐步向其他钢种扩展。

同时在线预测的判定规则如下:

(1)同炉次、同厚度规格、同轧制工艺钢卷性能预报全部合格,系统状态显示为“1”,则热轧作业部按照检验批次进行预测取样,创建取样号后,性能预测结果直接上传至三级服务器;

(2)同炉次、同厚度规格、同轧制工艺钢卷性能预报存在不合格的钢卷,系统状态显示为“2”,此钢卷单独组成一个检验批次,并对剩余其他钢卷重新组批进行预测取样。(单独取样的钢卷自成一个检验批次,其余预测取样的成一个检验批次,如果存在多个钢卷性能预测不合格,则不合格钢卷进行卷卷取样)

热轧作业部对性能预报系统中性能不合格的钢卷进行实物取样,送质检站物理实验室,质检站按照该钢种检验措施检验,并将结果上传至lims系统。

(3)对于关键工艺温度控制情况,终轧温度和卷取温度超出目标温度 $\pm 40^{\circ}\text{C}$ 的钢卷,系统状态显示为“2”,此类钢卷要求热轧作业部卷卷取样。

(4)根据现有性能预报模型中的数据,超出预报系统中的厚度范围的钢卷,系统

状态显示为“3”，由热轧作业部按照炉次正常取样。

(5) 为了进行性能预测与实际性能的对比，要求性能预报系统中对每个轧制单元的第一个检验批次进行标记，系统状态显示为“3”，热轧作业部按照正常要求按检验批次进行取样。

(6) 系统状态不为1的，即不能成功预测的，应显示不成功的详细信息，以供界面展示和检查。

3.2 热轧板卷性能预报系统设计

3.2.1 系统目标

性能预报是通过现代信息化技术及控制理论相结合，提供更深层次的质量在线判定的技术。它为热轧板卷生产过程质量控制以及生产成本控制提供了新的方法。性能预报系统通过收集生产过程中实绩数据如板坯尺寸数据、过程温度数据、化学成分数据等对未知的产品力学性能提供预测。

在应用各种方法解决力学性能预测的过程中^[50]，由于没有确定的控制模型，且过程中影响因素太多，根本无法构建确定的模型。选择何种预测方法，特别是各个预测模型中参数的选择，均无明确的理论指导，只能通过大量的实验计算获得，这无形中增加了研究工作和编程计算工作量，并不利于企业实际操作。

基于以上，提出了力学性能预报系统的目标：

- (1) 为研究与改进神经网络预测算法提供实验平台；
- (2) 为预测方法的参数选择及改进提供实验平台；
- (3) 神经元网络训练与预测相分离策略；
- (4) 自定义神经元网络的输入和输出元素项；
- (5) 支持在线和离线两种模式。

3.2.2 系统实施方法和工具

C#是一种最新的、面向对象的编程语言^[51-52]。它使得程序员可以快速地编写各种基于MICROSOFT .NET平台的应用程序，MICROSOFT .NET提供了一系列的工具和服务来最大程度地开发利用计算与通讯领域。正是由于C#面向对象的卓越设计，使它成为构建各类组件的理想之选——无论是高级的商业对象还是系统级的应用程序。使用简单的C#语言结构，这些组件可以方便的转化为XML网络服务，从而使它们可以由任何语言在任何操作系统上通过INTERNET进行调用。最重要的是，C#使得C++程序员可以高效的开发程序，而绝不损失C/C++原有的强大的功能。因为这种继承关系，C#与C/C++具有极大的相似性，熟悉类似语言的开发者可以很快的转向C#。

MATLAB是矩阵实验室（Matrix Laboratory）的简称^[53-54]，是美国MathWorks公司出

品的商业数学软件,用于算法开发、数据可视化、数据分析以及数值计算的高级技术计算语言和交互式环境。MATLAB系统由MATAB开发环境、MATLAB数学函数库、MATLAB语言、MATLAB图形处理系统和MATLAB应用程序接口(API)五大部分构成。MATLAB开发环境是一套方便用户使用的MATLAB函数和文件工具集,其中许多工具是图形化用户接口。它是一个集成的用户工作空间,允许用户输入输出数据,并提供了M文件的集成编译和调试环境,包括MATLAB桌面、命令窗口、M文件编辑调试器、MATLAB工作空间和在线帮助文档。它是一个包含大量计算算法的集合。其拥有600多个工程中要用到的数学运算函数,可以方便的实现用户所需的各种计算功能。函数中所使用的算法都是科研和工程计算中的最新研究成果,而且经过了各种优化和容错处理。在计算要求相同的情况下,使用MATLAB的编程工作量会大大减少。

Oracle Database, 又名Oracle RDBMS, 或简称Oracle。是甲骨文公司的一款以高级结构化查询语言(SQL)为基础的大型关系数据库管理系统,通俗地讲它是用方便逻辑管理的语言操纵大量有规律数据的集合。是目前最流行的客户/服务器(CLIENT/SERVER)体系结构的数据库之一,在数据库市场上占有主要份额。

本文希望通过混合编程技术^[55],首先利用C#完成用户界面的设计;通过C#启动MATLAB程序,并向MATLAB传递命令和数据;再在MATLAB中进行数学运算,将运算结果返回到C#中;C#进行后续数据处理,输出最终结果。Oracle作为系统数据的存储介质。

3.2.3 系统结构

系统分为应用层及数据库层两方面。数据库主要实现预测所需实绩数据的收集、整理及存储。应用层又分三方面:可视化界面、研究与应用、评价分析。可视化界面方面主要完成与用户的交互过程,包括用户指令的接收、交互信息的输入、结果的显示以及模型数据、训练数据、预测数据向MATLAB的传递,其内部分为数据处理模块、参数配置模块、网络训练模块以及网络预测模块;研究与应用方面主要在MATLAB中完成,主要由网络训练、网络文件保存和导入以及网络预测三种功能;而评价分析方面主要完成预测结果比较以及预测结果的判定功能。

图 3.1 为在线性能预报系统的总体结构。

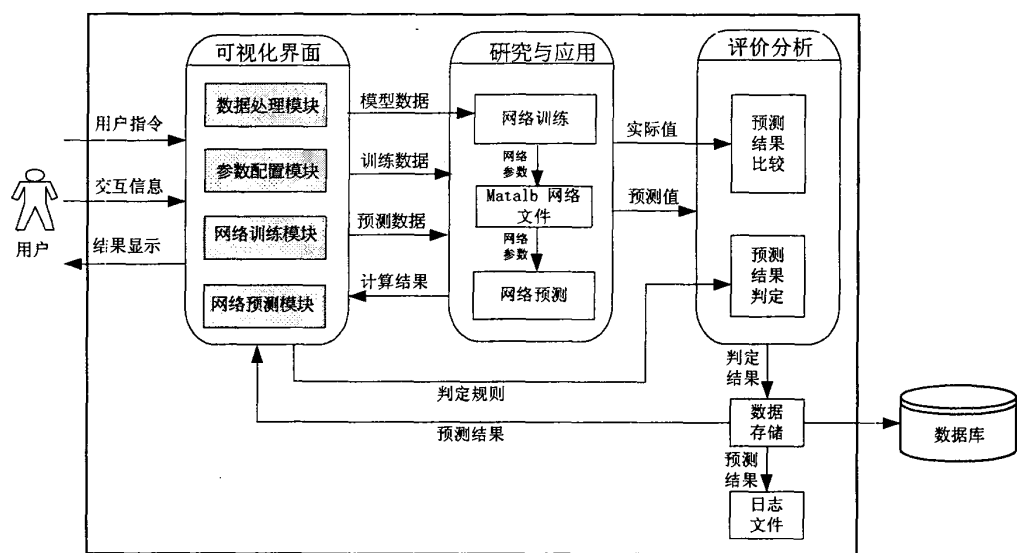


图 3.1 在线性能预报系统的总体结构

Fig.3.1 General structure of forecast system

3.2.4 功能设计

功能设计是系统设计过程中最核心的部分，主要是数据库的设计。热轧板卷性能预报一方面要通过收集大量历史数据来进行模型的训练，另一方面要通过训练出来的网络进行生产过程在线数据的性能预测。在本系统中，主要采用了神经网络预测方法，但不局限于此。系统设计时，充分考虑到系统客户化定制方面的需求、算法文件的独立性等因素使本系统可以支持其它算法。

数据库是结构化、综合化、共享程度高、冗余度小的数据集合，它保存性能预报系统所涉及的基本数据集合。数据库的设计主要是数据的表示方法和存储结构的设计。本系统采用 Windows server 2008 操作系统，数据库管理系统采用甲骨文公司的 Oracle10g。

(1) 数据库设计原则。

数据库是管理系统的基础与核心部分，数据库设计的好坏直接影响整个系统的效率和质量。系统的各个阶段，从系统的初步规划到系统的投入运行，都与数据库的设计密不可分。

通过对性能预报系统的需求分析，建立了性能预报系统自己的数据库。为满足系统要求，数据库设计遵循的原则如下：

- (a) 满足数据在各系统之间的管理与集成，满足系统间数据交互及共享要求。
- (b) 充分考虑系统开发与运行环境的需要。
- (c) 充分考虑与已经运用的数据库系统的集成。
- (d) 体现系统先进行、可靠性、经济性以及实用性。

(2) 数据库设计

在服务器上建立本系统自己的表空间，在表空间中建立系统需要的表，这样就可以直接对数据进行操作，自成体系，也增加了效率。

(3) 数据表实体图见图 3.2。

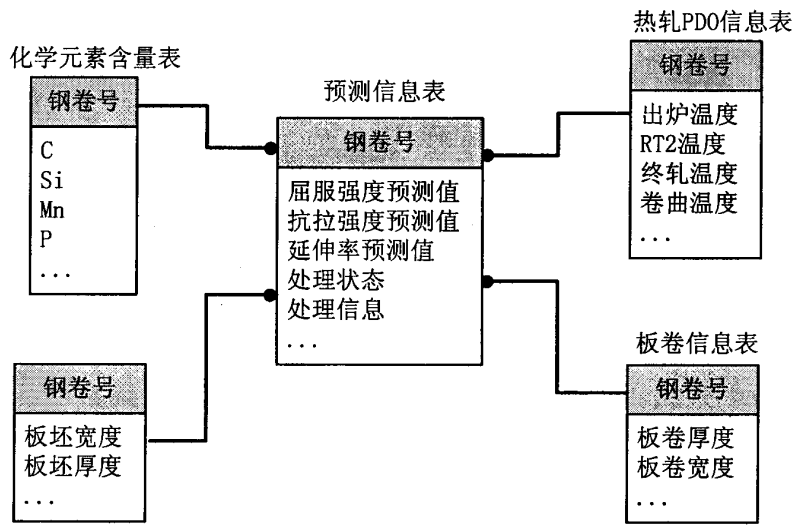


图 3.2 数据表实体图
Fig.3.2 the entity map of data sheet

3.2.5 界面设计

性能预测系统在Windows环境下开发，其界面设计的风格主要是根据微软通用界面设计的原则，本系统界面设计遵循以下原则：

(1) 界面要具有一致性

一致性原则在界面设计中最容易被违反，同时也最容易修改和避免。例如，在菜单中必须使用相同的术语；对话框必须具有相同的风格。

(2) 常用操作要有捷径

常用操作的使用频度大，应该减少操作序列的长度。例如，文件的常用操作如打开、存盘、另存等设置快捷键。使常用操作具有捷径，不仅会提高用户的工作效率，还使得界面在功能实现上简洁和高效。

(3) 提供简单的错误处理

系统要有错误处理的功能。在出现错误时，系统应该能检测出错误，并且提供简单和容易理解的错误处理的功能。错误出现后系统的状态不发生变化，或者系统要提供错误恢复的指导。

(4) 提供信息反馈

对操作人员的重要操作要有信息反馈。对常用操作和简单操作的反馈可以不作要

求，但是对不常用操作和至关重要的操作，系统应该提供信息的反馈。

（5）设计良好的联机帮助

虽然对于熟练用户来说，联机帮助并非必不可少，但是对于大多数不熟练用户来说，联机帮助具有非常重要的作用。

整个性能预报系统的所有功能模块都是在主界面上实现，用户可以通过相应的工具按钮或命令按钮实现该软件系统的所有功能和操作，功能模块的实现及系统的退出均是通过系统主界面来实现的，主界面如图 3.3 所示。

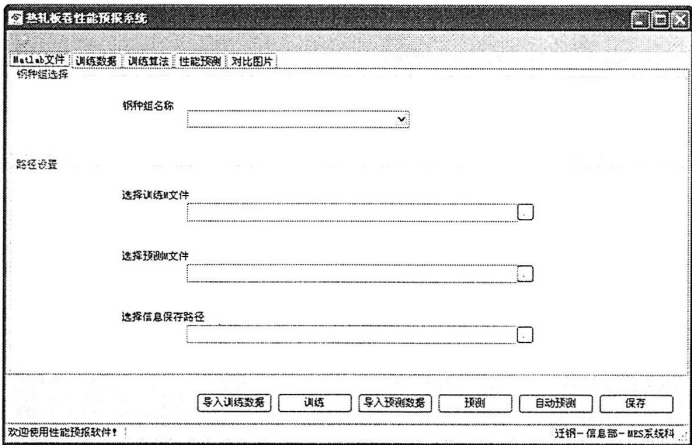


图 3.3 系统主界面

Fig.3.3 the main interface of system

3.3 热轧性能预报系统开发

3.3.1 硬件平台

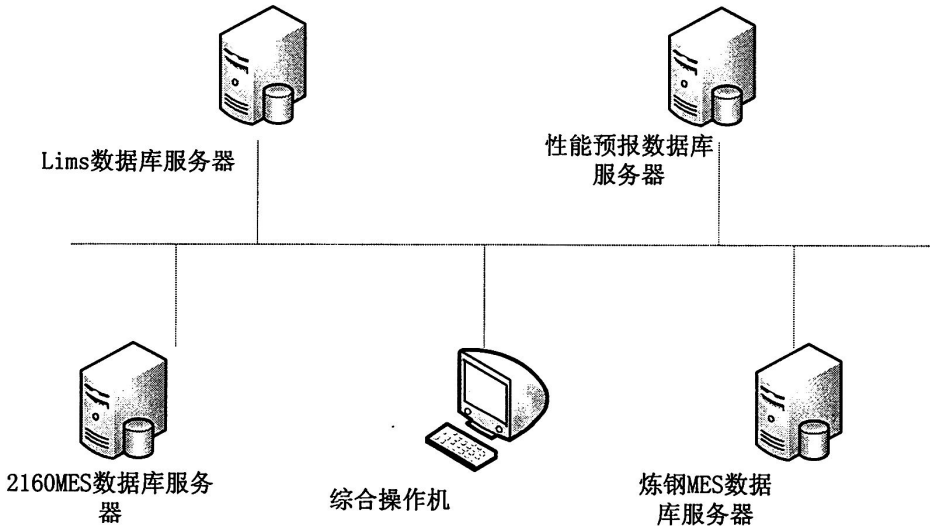


图 3.4 硬件结构图

Fig.3.4 the diagram of hardware structure

本系统主要由联网的多台其它系统数据库服务器、一台性能预报数据库服务器、一

台综合操作机组成，分别完成相应的功能。硬件结构见图 3.4。

系统运行环境：

(1) 硬件设备

网络：TCP/IP 网络

服务器：IBM X3650-M3

(2) 支持软件

服务器：

操作系统：Windows server 2008

应用软件：Oracle 10g Server

客户机：

操作系统：Windows 7/ Windows xp

应用软件：C#2005，Matlab7.8，Oracle 10g Client

3.3.2 软件平台

系统总体结构如图 3.5 所示。

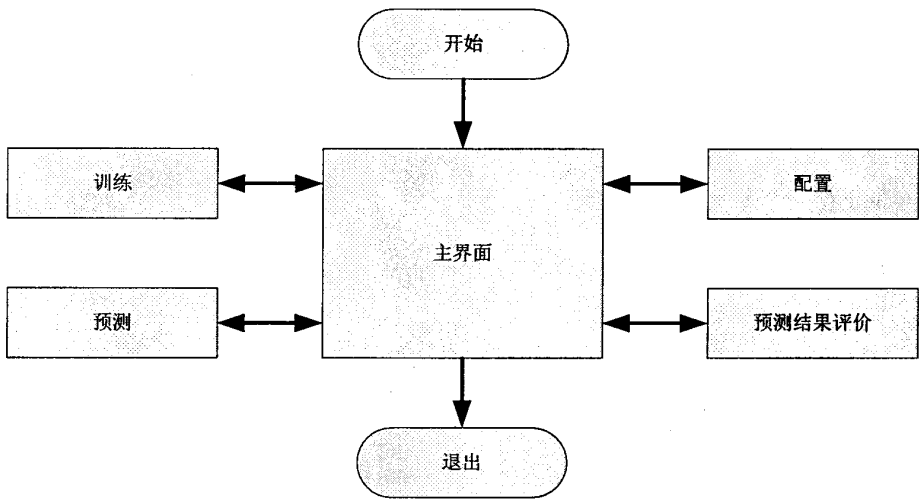


图 3.5 系统总体结构图

Fig.3.5 the diagram of whole system structure

本文采用 Oracle10g 提供高效、可靠和安全的数据管理，为企业业务服务和决策支持应用提供了高性能、可伸缩性和高可用性。C# 是在 Windows 平台上的一种十分强大和有生命的编程语言之一，她具有的特性：基于窗体和面向对象的方法，高速的编译器，强大的数据库支持，与 Windows 编程紧密结合，强大而成熟的组件技术。特别的是其在数据库方面的特长显得尤为突出，不过 C#提供的数学函数极其有限，因而使之在数值计算和图形的应用显得力不从心。Matlab 是一套高性能的数值计算和可视化软件，可以解决很多工程计算问题，特别当涉及到矩阵和矢量形式的问题时，Matlab 提供了强大

的矩阵处理和绘图功能，用它进行复杂算法的设计效率很高，并且它还拥有大量的标准算法库。尝试着将上述三种软件有机地结合起来，协同工作，充分发挥三种软件各自的优点。在该系统中，用 C#编制友好的交互式图形界面，起到操作数据库数据、协调 Oracle10g 和 Matlab7.8 间数据传输的作用。用 Oracle10g 管理有效的原始数据，用 Matlab 进行复杂的运算处理，如上图所示。

以上部分详细介绍了 Oracle、C#、Matlab 之间的协同起来的可行性。本性能预报系统采用 C/S 结构设计，利用 TCP/IP 协议实现客户端与服务器端的通信。

系统数据交互如图 3.6。

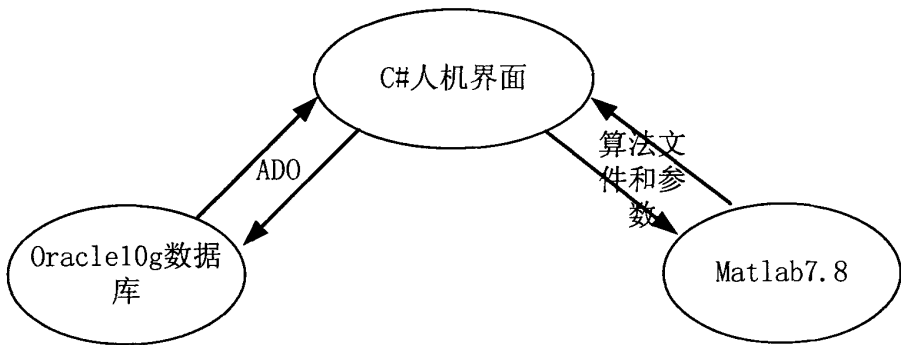


图 3.6 数据交互图

Fig.3.6 the diagram of Data interaction

3.3.3 表达式解析器

SGParser 是用 C# 开发的面向对象的递归下降分析器类库，此类库的功能是按照指定的语法规则解析一个字符串，在对字符串中特定参数进行赋值后，再对解析结果进行算术和逻辑运算甚至是自定义函数处理，最终返回运算结果。

SGParser 是笔者通过借鉴表现优异的 Boost Spirit 类库中的一部分主要接口来实现的。众所周知，Boost 是 C++ 中质量很高的库，被称为准标准库，因为其存在的一个很重要的目的就是为下一代 C++ 库提供预案。目前已经有大量的 Boost 库成为了 C++ 标准库的一部分。Spirit 类库可以直接在 C++ 代码中撰写扩展 Backus 泛式 (EBNF)，这是一种比堆栈更灵活的解析表达式。现在已经出现了很多基于 C++ 环境使用 Boost::Spirit 来实现表达式的分析和计算的例子。Spirit 类库用 C++ 实现，其中使用了模板元编程，它是一个 LL 解析器框架，实现了进行 EBNF 语法规则的功能，由于它的输入为 C++ 语言，C# 使用起来较为不便。此外 Spirit 只提供了对表达式进行解析的具体方法，但是具体的求值需要自己用事件来实现。为此，基于表达式模版技术笔者开发了 SGParser 动态链接库，实现了用 C# 代码来表示 EBNF 文法，这样就减少了传统编译器生成器中将 EBNF 文法转成 C、C++ 代码的步骤；此外，SGParser 在 Spirit 基础上进行了扩展，使其可以对表达式进

行计算和函数处理, 得到最终结果。

如此, 不像C或C++开发的一些解析器, 使用C#开发的SGParser动态链接库使解析器可以在C#项目中快速直接使用, 高效率地实现C#代码中微型文法的解析与计算。

开发时, 首先制定SGParser语法规则, 语法规则的编写类似于编写正则表达式, 其用来存储EBNF表达式行为。架构解析器时规定SGParser的语法由原子(Primitives)(某种字符)和操作符(Operators)构成, 原子通过操作符组合得到规则(rule), 有一些规则被特化成原子, 如数字(Numrics)。操作符包括连接操作符>>, 组合操作符(), 或操作符|、&、%等。还可以创建一些指令(Directives), 放置在语法规则中, 用来作为特定的解析属性, 如将某一部分忽略大小写, 尽可能长的解析等; 然后, 开始编写语义动作, 所谓语义动作是当匹配到特定规则时的执行动作。语义动作的编程类似于基于窗口的GUI编程, 你编写一些响应函数, 并跟你感兴趣的事件注册到一起, 这样, 当某个事件发生时(SGParser解析到某个元素时), 处理函数就会被调用; 最后, SGParser根据实际需要可以提供多种类型的解析实现, 这些实现有的只是简单的返回一个状态告诉你解析是否成功, 有的可以直接给出表达式的计算结果。如public string Parse(string expr, DataRow row)可以返回表达式的计算结果(注: expr为表达式, row为表达式中参数的数据源)。

(1) 解析器开发中的主要实现。

(a) Sparser类是继承Parser的类, 是定义规则和解析器的类, 是最最重要的一个类。

(b) 当具体参数项的数据源不同时, 需要加以区分。假设数据源为table1和table2, 它们都有一个列名为column1, 当表达式使用column1时, 需要知道它来自table1还是table2。为此笔者定义了两个类。1.SSVarParser类, 继承自SSParser, 是用来作为数据源的字符串前缀, 通过它解析出参数的数据源。如设定table1的字符串前缀为table1., table2的字符串前缀为table2., 则对于表达式中table1.column1和table2.column1来说, 可以很明确知道table1.column1表示此column1来自table1, 同理table2.column1。

2.SSVarContainerFactory类, 提供的变量数据源容器, 即数据的来源, 如上面提到的table1和table2。现阶段, 提供了四种ISSVarContainer(参数容器), 分别是Dictionary、DataRow、DataRows、DataReader。实际使用时, SSVarParser实例对象和SSVarContainerFactory实例对象一一对应, 即一个数据源对应一个字符串前缀。

(c) 在SSParser类中, 首先要定义Rule和Parser, 也就是规则和解析器, 有些解析器是为了操作定义的; 有些是为了规则定义的; 还有些是为了很多Char类型字符定义的。此外还有定义解析器的.Act事件, 此事件用来计算; 而定义规则的.Act事件, 是为了把规则加进预设的堆栈里面, 经计算后出栈。

(d) 检测到函数尾类型后, 使用ValueStackPop方法从堆栈里面Pop数据, 直到检测到函数头类型后结束。

(e) 对特殊的函数，比如GetAttValue这种自定义的函数，可以为SSParser类添加一个事件MethodEvent，自定义函数可以定义在具体使用类中，如Task（执行具体的任务）中。当定义的基础函数如Substring这类函数不能解析时，进入特殊函数解析。

(f) InnerValue有参数的类型和值，其中定义了常用的参数类型，此外还进行了操作符的重构

(g) SSParser类的_ValueStack作为表达式的堆栈，计算的最终结果是此堆栈中只有一个值。

(h) ValueStackPop对表达式Stack进行取值操作，其中对函数尾类型进行了递归

(i) SSParser类定义了几个重要的事件，如MethodEvent、VariableEvent、OperatorEvent、StringEvent，分别用来处理外部特殊方法、变量、操作、字符串

(j) SSVarParser类中解析表达式最终的方法是Parse(ISSVarContainer[] varContainers, string[] prefixes, string expression)和Parse(ISSVarContainer varContainer, string prefix,string expression)，分别为单个参数容器和多个参数容器，字符前缀和参数容器一一对应

(k) 对增加的内置方法，其方法名不区分大小写
解析的主要步骤为：

- (a) StringScanner sc = new StringScanner(s);
- (b) ParserMatch ret = _expression.Parse(sc);
- (c) sc.AtEnd为true则解析成功，否则失败！

SGParser基础类的类关系图如图3.7所示。

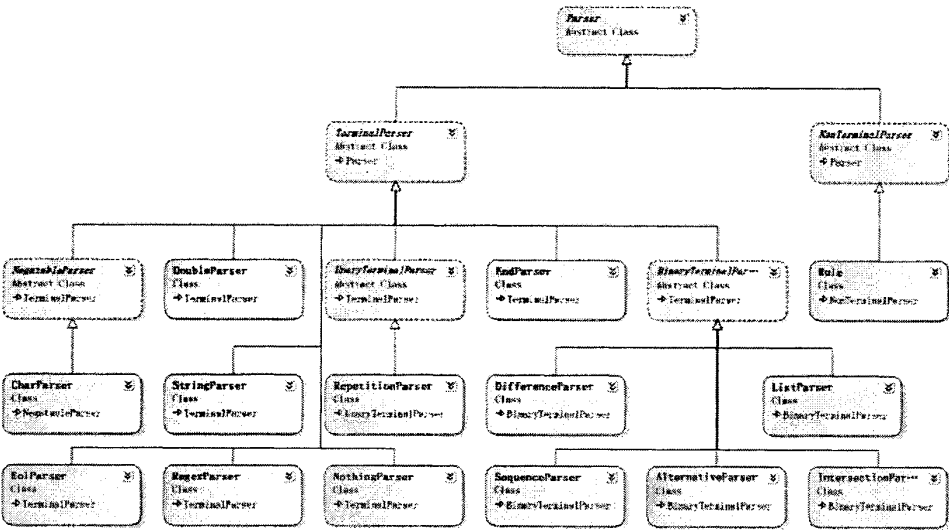


图 3.7 类关系图

Fig.3.7 the relationship chart of class

(2) 解析器的文法介绍。

下面简要介绍下四则运算在EBNF、Spirit、SGParser下不同的文法表示

(a) EBNF:

```
group='(' expression ')'
factor=integer | group
term=factor (('*' factor) | ('/' factor))*
expression=term (('+' term) | ('-' term))*
```

(b) Spirit (C++):

```
group='(' >> expression >> ')';
factor= integer | group;
term= factor >> * (('*' >> factor) | ('/' >> factor));
expression= term >> * (('+' >> term) | ('-' >> term));
```

(c) SGParser (C#):

```
group.Parser= Ops.Seq('(',Ops.Seq(expression,')'));
factor.Parser= integer | group;
term.Parser= Ops.Seq( factor, Ops.Klenee( Ops.Seq('*',factor) | Ops.Seq('/',factor) ));
expression.Parser= Ops.Seq(term,Ops.Klenee(Ops.Seq('+',term) | Ops.Seq('-',term) ))
```

上面代码中, group、factor、term和expression为已经初始化了的规则对象。如group:

```
Rule group;
```

```
group = new Rule();
```

(3) 解析器在线性能预报中的应用

下面以一个实际例子来说明解析器在线性能预报中应用。对于钢卷的性能预报结果,需要进行判定,对于那些不能满足判定要求的钢卷,需要进行取样。如对钢卷的屈服强度预测结果进行判定,判定表达式为:

```
switch(double(self.THICK1)<=16,double(self. 屈服 )>=255,double(self.THICK1)>16,double(self.屈服)>=245)
```

本例使用的解析方法是Parse(ISSVarContainer varContainer, string prefix,string expression), 这是单个参数容器的解析方法即数据源只有一个的情况, 其中ISSVarContainer varContainer为数据源容器, 在本例为System.Data.DataRow类型, string prefix为变量的前缀, 任意字符串组合指定, 此变量与数据源容器一一对应, 由于本例只有一个数据源, 故只设置一个参数名前缀, 固定为self, 使用数据源容器里面的参数时, 需要在参数前加上这个前缀和.以表明参数出处, 如本例中的self.THICK1, self即为前缀prefix, 而THICK1为数据源容器varContainer里面的参数, 参与计算时, 会取数据源容器varContainer里面THICK1的值参与运算, 同理self.屈服。

另外, 笔者还提供了double这个内置方法, 通过这个方法, 可以把字符串类型的参

数转化为double类型。

此外,还提供了switch这个内置方法,这个方法为处理多分支结构的条件选择情况而特意增加的,方法的参数需要成对出现,对于本例的意思是:对于THICK1(钢卷成品厚度,毫米为单位)小于等于16毫米的情况,它的屈服强度需要大于等于255Mpa,满足条件时返回true,否则返回false;而对于THICK1大于16毫米的情况,它的屈服强度需要大于等于245Mpa,满足条件时,返回true否则返回false。

此外,笔者还提供了LEN、INSTR、INARRAY、SUBSTRING、IIF、STR、SIN、COS、INT、FORMATNUMBER、FORMATSTR、LCASE、UCASE、SPLITSTRING、POW、SQRT等方法,并根据实际需要,不断地增加。

3.3.4 混合编程

Matlab为了方便与其他主流语言的混合编程,提供了许多接口,方便调用。而.NET与Matlab的接口方法有很多,在线性能预报系统中利用的是Matlab引擎技术。

Matlab引擎函数库是Matlab提供的一系列程序的集合,它允许用户在自己的应用程序中对Matlab函数进行调用,将Matlab作为一个计算引擎使用,让其在后台运行。当用户使用Matlab引擎时,相当于在后台启动了一个Matlab进程。Matlab引擎函数在用户程序与Matlab进程之间起一个桥梁的作用,它完成两者的数据交换和命令的传递。在Windows环境中,Matlab引擎是通过Active X(Active X是由微软制定的一种独立于编程语言的组件集成协议,它不受开发环境的限制)来完成的。Active X控件能够在不同的环境中使用,包括VC、Delphi、C++ Builder等。Matlab提供了两种Active X技术支持:Active X组件集成和Active X自动化服务。当用自己开发的.Net程序集来控制和使用Matlab的Active X组件时,实际上充当了自动化服务器的角色。应用程序运行时一般是先向Matlab计算引擎组件传送数据和命令,再由Matlab计算引擎与Matlab服务器交互,最后由Matlab计算引擎将运算结果返回到应用程序。实验证明,在目前的版本下在.NET环境中调用Matlab神经网络工具箱,只有Matlab引擎技术是可行的,此说法在Matlab官方网站<http://www.mathworks.com>上得到Matlab开发团队证实。C#.NET下利用Matlab引擎技术实现神经网络的过程如图3.8所示。

当Matlab系统在计算机上正确安装后,Matlab计算引擎Active X组件将自动在系统注册。在Visual Studio .NET开发环境下使用Matlab计算引擎,首先应添加.NET引用“Matlab Automation Server Type Library”和“MATLAB array wrapper classes for .NET”。完成了Matlab计算引擎组件的引用后就可以在程序中实例化引擎对象。如下面的语句所示:

```
MAppClass matlab = new MAppClass();
```

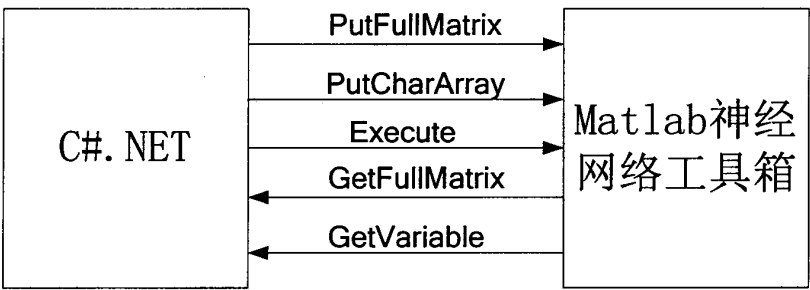


图 3.8 C#与 Matlab 交互图

Fig3.8 c# and matlab interaction diagram

然后使用其提供的方法进行编程。引擎对象提供的最常用的方法有五个，如图3.8 中所示：Execute、PutFullMatrix、PutCharArray、GetFullMatrix、GetVariable。它们分别是实现运行脚本、向Matlab Server中添加矩阵、添加字符串值和从Matlab Server中读取矩阵、读取对象等功能。其中在使用PutFullMatrix、GetFullMatrix进行数据的传递时需要传递矩阵的实部和虚部。

使用情况参考代码如下：

matlab.PutFullMatrix(gp.MatalabParaInfos.MatlabTrainPValue, "base",p, pi);这个方法 是向Matlab中传入矩阵。其中gp.MatalabParaInfos.MatlabTrainPValue为训练输入矩阵在 Matlab文件中的变量名，此变量名在本应用程序的配置界面中可灵活设置，base指的是 Matlab中的工作空间名称，p为输入矩阵的实部，pi为输入矩阵的虚部。

matlab.PutCharArray(algorithm.MatlabFunctionValue,"base",
algorithm.AlgorithmFunctionName);

这个方法是向Matlab中的变量进行字符串赋值操作，其中algorithm为训练算法对象， MatlabFunctionValue为此训练算法训练函数在Matlab文件中的变量名，此变量名在本应 用程序的配置界面中可灵活设置，base指的是Matlab中的工作空间名称， AlgorithmFunctionName为此训练算法的实际训练函数名称。

Object obj = matlab.GetVariable(gp.ForecastReturnParas[0].MatlabReturnValue, "base");

这个方法是从Matlab读取结果操作，其中base指的是Matlab中的工作空间名称。 gp.ForecastReturnParas[0].MatlabReturnValue为训练算法读取的参数在Matlab中的参数名。

具体的执行代码则要用到Execute函数了，使用方法类似于上面。直接在括号中键入 Matlab中的命令就好，但命令必须是字符串形式。参考代码如下：

matlab.Execute("cd " + gp.MatlabJpgPath + ";");

在.NET下就主要就利用以上五种方法与Matlab进行交互，来调用神经网络工具箱， 在线性能预报系统中只使用其中的4种方法。

(1) Matlab 文件解析

```
matlab.Execute("open ss400train.m");
```

为了提高神经网络算法的高扩展性,没有把训练算法和预测方法固定化,而是把预测方法和训练方法作为Matlab文件进行任意编辑,训练或预测时,应用程序读取此Matlab文件,并进行相关的解析工作,此后再进行一行一行的matlab.Execute操作。

对Matlab文件的解析,首先是对注释行的剔除,Matlab中以%作为行注销符,实际操作时,系统会逐行判断其是否空行或第一个有效字符是否为‘%’,如果是则把此行剔除,不是则作为有效行保存起来,这样可以有效减少与Matlab服务器的数据交互。

其次对判断语句和循环语句进行合并处理,对于if、for等语句,从Matlab文件的可读性来说,其编写代码时从可视化考虑不会写成一,而是多行,如下所示:

```
for i=1:50
    x1(i)=T1(1,i);
end
```

此种情况如果作为三行,分别进行matlab.Execute操作时,Matlab不会进行任何操作,因为Matlab会认为for i=1:50、x1(i)=T1(1,i);和end分别是孤立的三条命令,最终这三条命令被分别执行,则什么也没有做,达不到赋值的效果。对这样的数据行需要进行整合处理,先整合成一行:for i=1:50 x1(i)=T1(1,i); end,再进行matlab.Execute操作,则这个for循环被正确执行。

3.3.5 XML 序列化与反序列化

序列化是将对象转换为容易传输的格式的过程。与序列化相对的是反序列化,它将流转换为对象。这两个过程结合起来,可以轻松地实现数据的存储和传输。序列化的目的:

- (1) 以某种存储形式使自定义对象持久化;
- (2) 将对象从一个地方传递到另一个地方。
- (3) 使程序更具维护性

可扩展标记语言(英语: eXtensible Markup Language, 简称:XML),是一种标记语言。标记指计算机所能理解的信息符号,通过此种标记,计算机之间可以处理包含各种信息的信息的文章等。XML用来传送及携带数据信息,是国际上通用的开放标准,被越来越广泛地使用。为此,在构建系统时使用XML来序列化和反序列化类对象,这些类对象用来保存人机交互的参数。因此,XML 序列化是将对象的公共字段和属性值序列化为XML流;XML反序列化则将XML流转化为对象。

.NET框架中,XML 序列化的最主要的类是 XmlSerializer,它的最重要的方法是 Serialize 和 Deserialize 方法,分别用来序列化和反序列化。

提供高质量的高柔性的客户化定制服务是本系统的宗旨,系统设计时,充分考虑用

户只需简单配置即可达到自己自定义的目的,从而提高软件的灵活性、适应性和生命力。

实际开发时,把配置信息定义为一个类,使用可扩展标记语言来进行类对象的序列化和反序列化,并把类对象绑定到.NET的属性编辑器上,用户只需要修改属性编辑器上的属性值即可达到修改配置的目的,可视化较好,操作方便简单。

为了实现代码的灵活复用,笔者在XML序列化和反序列化中使用了泛型,所谓泛型,即通过参数化类型来实现在同一份代码上操作多种数据类型。利用“参数化类型”将类型抽象化,从而实现灵活的复用。本系统可以对任何类进行序列化与反序列化处理,减少了重复代码,并提高了软件的扩展性。

第 4 章 热轧板卷性能预报系统应用

4.1 系统应用

(1) 训练和预测 M 文件选择

由于神经网络的训练需要很长时间,时间也不能确定,此外还不能保证每次训练都成功。因此,训练和预测捆绑在一起的策略,每次得到结果的时间都很长,预测结果不能保证最优和局部最优,甚至预测结果是错误的。为解决此问题,如果能把训练和预测分开,使用那些取得较好结果的神经元网络再进行预测操作,结果会好很多。本软件就是建立在这种训练和预测相分离的实际需求上。

基于此,需要训练用M文件和预测用M文件,提供用户可以手动选择,系统会自动记录用户选择的文件,一次选择终身有效,从而避免了用户每次都需要重新选择的麻烦。

Matlab文件选择界面如图4.1所示。

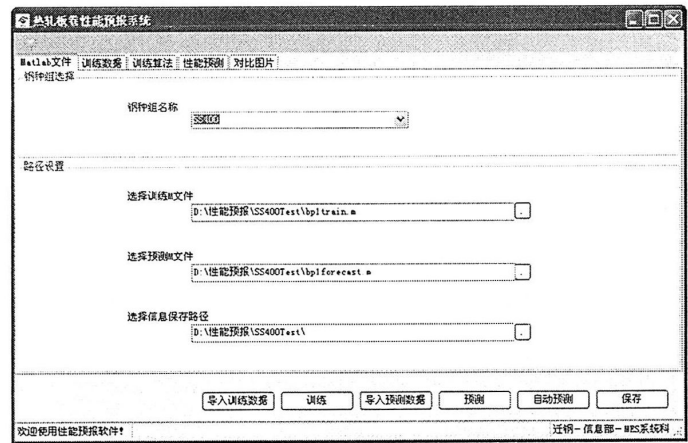


图 4.1 文件选择界面

Fig 4.1 the interface of file selection

(2) 训练数据的导入

本软件提供两种模式,在线模式和离线模式,变换不同模式时系统默认的数据源不同,在线模式是从Oracle中读取数据,离线模式是从Excel中读取数据。

训练数据界面如图4.2。

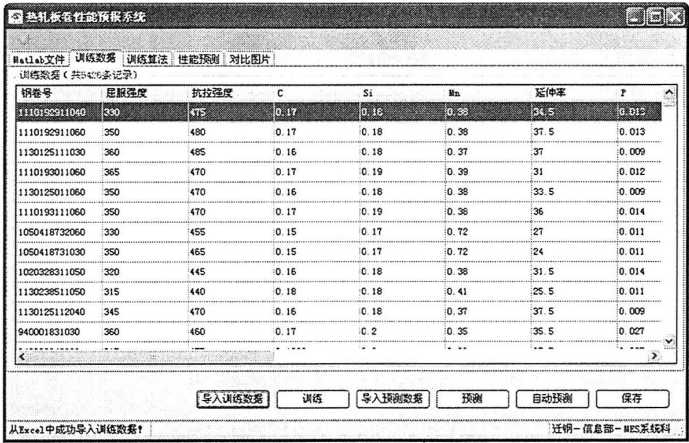


图 4.2 训练数据界面

Fig 4.2 the interface of data training

(3) 训练算法的选择

训练算法是性能预测的核心，用户只需在M文件中使用参数名，而不是实际值。通过配置，用户可以在本软件算法选择界面中对M文件中的算法参数进行实时的值传递，而不需要修改M文件中参数值就可以调整训练用函数名和训练用参数值。

此外，根据用户的配置，不同算法需要设置的参数也不相同，软件会根据选择的算法，动态显示算法参数，如图4.3所示。

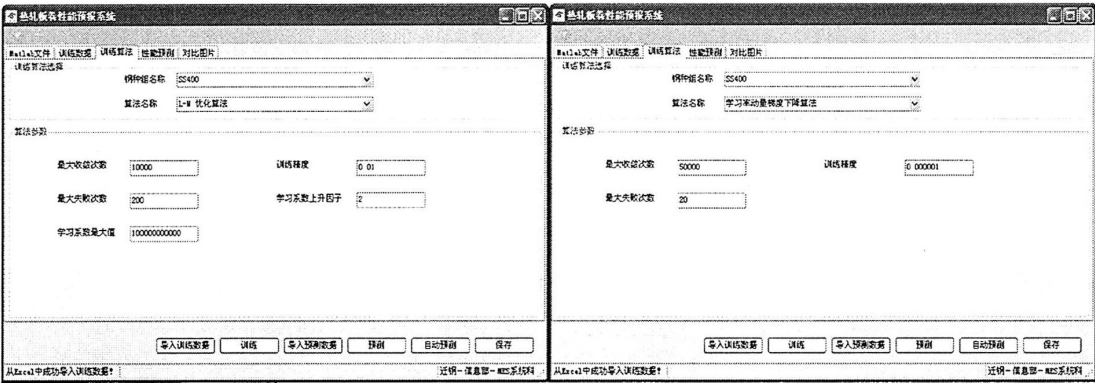


图 4.3 训练算法界面

Fig 4.3 the interface of training algorithm

(4) 训练操作

点击训练按钮，软件会调用Matlab程序进行神经网络的训练，Matlab界面会显示训练的实时情况。

训练界面和训练结果图4.4所示。

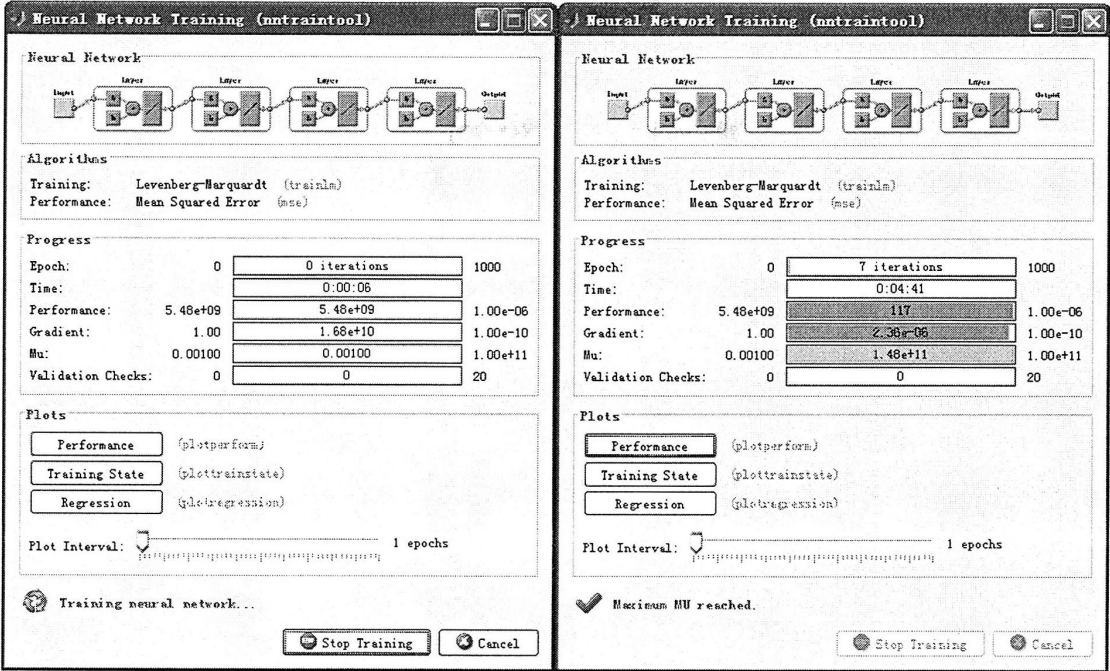


图 4.4 训练结果图

Fig4.4 the result graph of training

(5) 预测数据导入

当选择在线模式时，读取Oracle中待预测数据表中数据；当选择离线数据时，读取Excel数据。

预测数据界面如图4.5。

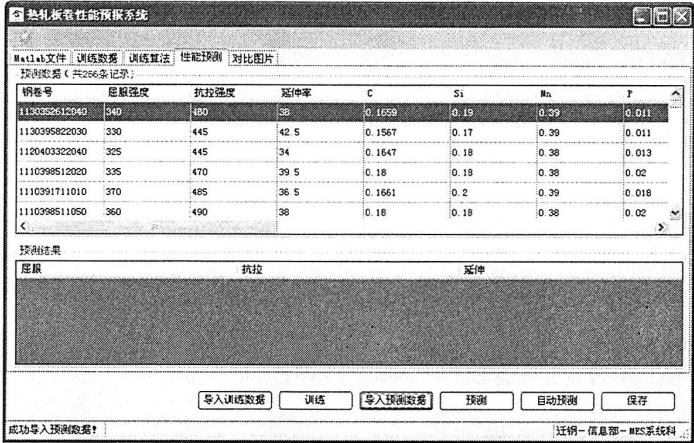


图 4.5 预测数据界面

Fig4.5 the interface of forecast data

(6) 预测操作

点击预测按钮进行预测操作，界面如图4.6。

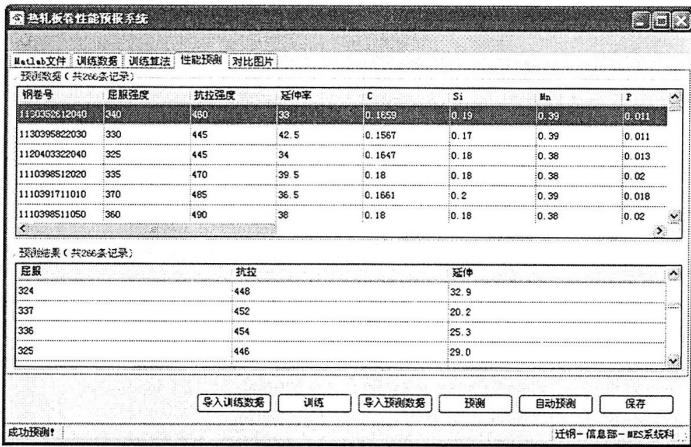


图 4.6 预测操作界面

Fig4.6 prediction of operation interface

(7) 预测数据的保存

保存预测结果按钮可以实现对预测结果进行保存操作，在线模式时，向Oracle中预测数据表中插入预测结果；离线数据时，根据配置，用户可以选择按照Excel模板导出还是正常导出Excel文件。

(8) 对比结果展示

此界面展示了训练数据的训练输出矩阵与用训练输入矩阵预测后结果的对比曲线图，分别给出了屈服、抗拉和延伸的对比图。用户可以根据实际需要在训练和预测的M文件中进行画图和保存操作，并通过配置使保存的图片在本界面中直接展示，软件还提供了图片翻滚功能，对比图如图4.7所示。

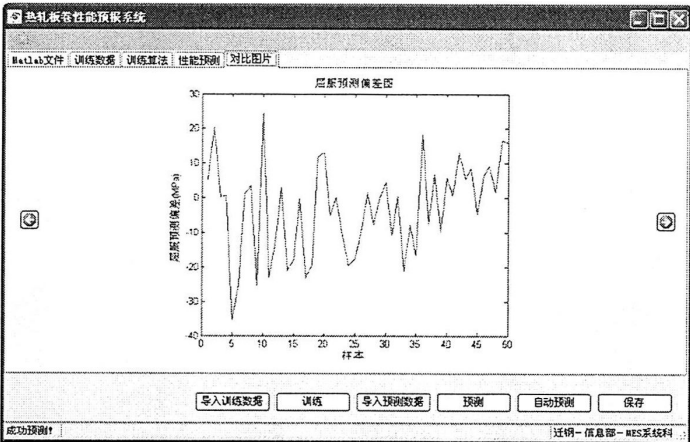


图 4.7 结果对比界面

Fig4.7 the interface of results contrast

(9) 配置信息设置

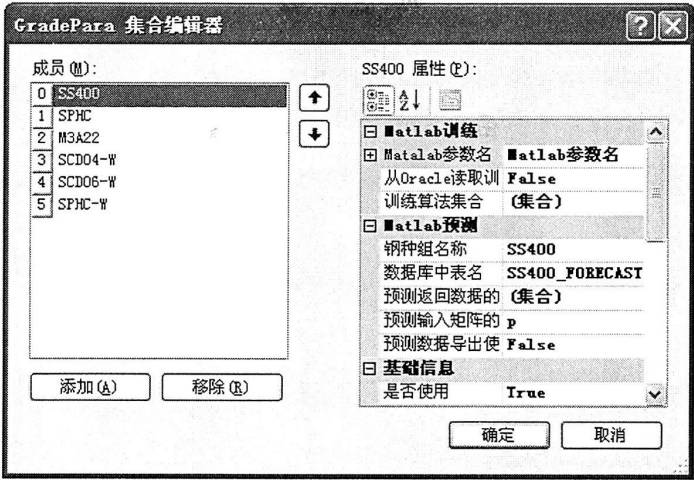


图 4.8 配置信息设置界面

Fig4.8 the configuration information setting of interface

设置界面如图4.8，通过此设置界面，用户可以对Matlab训练、Matlab预测、数据显示三部分进行动态设置，从而指导软件的实际运行以及本软件与Matlab的信息交互。

其中Matlab训练大类用来和Matlab训练的M文件进行信息交互，其中可以设置在线模式还是离线模式，设定Matlab中训练用输入矩阵和输出矩阵的参数名名称，可以对算法详细信息进行增删改，用户可以根据需要增加算法及算法参数，信息设定后将在训练算法界面展现以供选择和参数值修改。

Matlab预测大类用来和Matlab预测的M文件进行信息交互，其中有预测输入矩阵的Matlab参数名，用来为此参数赋值；预测返回数据的Matlab参数名设置，从此参数中读取预测后结果及其它返回的待处理信息；以及预测数据导出是否使用模板，为True时使用Excel模板导出，否则直接Excel导出。

数据显示大类用来配置软件中训练输入和输出数据、预测输入和输出数据的表头展示配置，分为在线的Oracle数据配置和离线的Excel数据配置。

4.2 系统运行效果分析

在迁钢热轧厂2160mm 热轧机组，对部分钢种热轧板卷的采样管理，实现了基于性能预报技术的新取样管理流程，提高中间工序精准采样管理的设想成功地获得了大生产在线应用，目前整个系统已经全自动稳定运行。近一年的应用结果表明，新思路、新方法在减少取样量、加快物流等方面效果明显。说明新方法是可靠的，而且可以带来很大的实际应用价值。

表4.1是迁钢与对标企业宝钢在钢种SS400性能预报结果上的对比。

表 4.1 宝钢与迁钢性能预报对比

Table 4.1 the performance of forecast comparision between BaoShan steel and Qian'an steel

企业	样本数	抗拉误差标 准差	屈服误差标 准差	抗拉预报 偏差	屈服预报 偏差	延伸误差标 准差	延伸预 报偏差
宝钢	31412	16.26	18.56	-3.86	-5.37	无数据	无数据
迁钢一期	2568	11.14	17.66	-3.75	-5.62	未统计	未统计
迁钢二期	578	10.89	16.34	-4.27	-3.14	2.29	0.332

(1) 大幅减少取样量

热轧板卷在线性能预报系统自2011年8月1日在线应用以来，截止到2012年5月1日，实际应用的几个钢种一共生产14107卷板卷，在原来的采样管理办法其取样量高达2873个，而新方法是只有预报系统预报板卷性能不合格的情况下才进行卷取样。经统计，这种板卷预测不合格的只有209个，新方法与新方法的取样量对比见表4.2，新方法的取样量有明显下降，下降98%以上。

表 4.2 新老方法取样量对比表

Table 4.2 the comparison between with old and new method

序号	统计对象	检验批个数	屈服实验个数	抗拉实验个数	延伸率实验个数
1	老方法	14107	14107	14107	13479
2	新方法	231	223	207	217
3	新方法减少量	13876	13884	13900	13262
4	新方法减少比率	98.4%	98.4%	98.5%	98.4%

迁钢公司2011年8月1日至2012年5月1日，性能预报系统上线后带来的经济效益约为428.91万元（每次取样重量为：3m（长度）*0.008m（厚度）*1.5m（宽度）*7.8t/m3≈0.281吨；效益为0.281t*13876*（4300元/t[成品]-3200元/t[废钢]）≈428.91万元）。

(2) 在线预测方法有利于加快物流

新的取样管理方法对于预报正常板卷不需取样，在打包结束或精整结束后不用等待，可以直接准发离厂，显然可以加快物流。热轧板卷的离厂时间与生产时间的间隔可以表征对物流的影响。新方法时间间隔（25.9h）比老方法时间间隔（38.3h）少12.4h，可以节省近半天时间，具有较明显的优势。

(3) 预报模型准确率高

新方法中预报合格的正常带钢直接判定合格而不取样，其准确性代表系统的可靠性。对预报合格的带钢中抽取部分带钢进行实际取样，其性能状况统计结果见表4.3。从表中可知，实际取样的正常带钢的性能都合格，预报合格准确率为100%，这从迁钢公司对性能预报钢种未出现质量异议得到佐证，说明整个系统是可靠的。

表 4.3 预报合格准确性验证表

Table 4.3 qualified table of forecast verification accuracy

板卷总数	预报合格板卷数	预报合格板卷取样数	实际取样合格板卷取样数	预报合格准确率
14107	13876	178	178	100%

对于那些经过系统预报性能显示不合格的热轧板卷来说，需要进行卷卷取样。经过最终的性能结果值验证，如表4.4所示，实际性能合格的被预测为不合格的只占被预测不合格的7.8%。

表4.4 预报不合格准确性验证表

Table 4.3 qualified table of forecast disverification accuracy

板卷总数	预报不合格板卷数	预报不合格板卷取样数	实际取样不合格板卷取样数	预报不合格准确率
14107	231	231	213	92.2%

第5章 结论和展望

5.1 结论

本文以迁钢 2160 热轧厂为背景,提出了热轧板卷力学性能预报系统的架构和功能,设计并开发了性能预报系统,其目的是为研究和改进热轧板卷力学性能在线预测搭建一个可扩展的实验平台,建立标准的功能模型,实现功能的模块化、标准化。

本文工作总结如下:

(1) 在分析迁钢 2160 热轧厂生产过程热轧板卷力学性能检验流程的基础上,总结其存在的弊端,参考国内外各企业对力学性能预测技术的研究现状,针对力学性能在线预报的必要性和预报模型建立的复杂性和困难,提出了性能预报系统架构。

(2) 对热轧板卷性能预报方法进行比对和分析,选取适合的预测模型。

(3) 对性能预报系统进行设计,主要包括结构、功能、数据库、界面等,对系统的软硬件结构、实验结果进行了开发。核心工作是模型设计以及数据库设计。系统主要包含离线学习、在线预测两个功能。

(4) 本系统采用结构化和模块化设计原则,方便用户建立和改进模型,良好的模型参数设置和改进界面,实现了模型的动态可变性,具有较强的通用性。

(5) 在软件的实现上采用混合编程的方法,使 C#、Matlab 和 Oracle 协同工作,提高了热轧板卷性能预测的及时性、科学性和有效性。并在此系统上进行实际数据的实验,进行了数据仿真,给出了系统运行效果,证明了性能预报系统的可行性和有效性。

本软件系统为 C/S 模式,采用 C#语言编程,数据库采用 Oracle10g。在程序设计上采用结构化设计方法,从而使系统具有结构清晰,易于独立修改、便于调试和维护,提高了程序的可读性及良好的可扩展性等。良好的人机交互界面可以人为地定义模型结构和修改模型参数,便于修改和移植,增强了通用性。

通过所编程序的运行取得了满意的结果,表明对于一个涉及到数据库管理和操作、复杂计算并在 Windows 工作环境下运行的应用软件的开发,采用 Oracle、C#和 Matlab7.8 协同工作的方法可以大大提高软件的开发效率,有利于充分发挥三种软件自身所具有的独特优点。这种编程方法具有高效和易扩充等突出优点,因而可以广泛运用在需要进行数据管理并有复杂计算的软件的基础上。

5.2 展望

通过本文的研究,热轧板卷性能预报系统已经在迁钢热轧厂得到成熟应用,具备推广的基础。下一步将深入开展以下一些方面的研究:

(1) 目前热轧板卷性能预报系统主要应用在一热轧厂的 ss400 钢种, 由于实施范围小, 应用环境相对简单。要充分发挥其优势作用, 需要在不同规格、不同钢种的生产过程推广应用。优化预报模型, 逐渐构建复杂应用环境的全局模型。

(2) 目前的性能预报系统主要是依据钢材的化学成分和实施的工艺参数预测所轧制的钢材组织如何演变, 最终的性能水平。实际上, 对大多数轧制过程而言, 由于目前企业的管理水平很高, 生产过程控制水平也很高, 所以钢材的成分和工艺参数变化的幅度有限, 一般说来, 产品的性能偏差多数在标准允许的范围内。而在线预报最具价值的功能是通过在线预测来帮助降低产品性能的波动并提高生产能力。这需要, 通过研究和技术人员的结合, 将组织性能预测与控制的技术和软件正确地和优化地融入到轧制过程自动化系统之中, 经过不断地调试、修改, 才能真正实现在线应用, 转变为生产力。

(3) 在新品种、新材料开发上发挥作用。新产品的开发需要以物理冶金理论作指导, 以大量的实验及生产数据作支撑。充分利用性能预报系统的数据积累, 完善和拓展性能预报的应用方向, 为其提供系统支撑。

参考文献

1. Kwon O. A Technology for the Prediction and Control of Micro-structural Changes and Mechanical Properties in Steel [J]. ISIJ International, 1992, 32(3): 350-358.
2. Sellars C M. Whiteman J.A. Recrystallization and Grain Growth in Hot Rolling[J]. Metal Science, 1978, 13(5): 187-194.
3. Siciliano Jr F, Jonas J J. Mathematical Modeling of the Hot Strip Rolling of Micro alloyed Nb, Multiply Alloyed Cr Mo, and plain C-Mn Steels [J], Metallurgical and Materials Transactions A, 2000, 31(2): 511-530.
4. 孙卫华. C-Mn 钢热轧板带的组织性能预测[D], 沈阳: 东北大学, 1991.
5. 王国栋, 刘相华, 刘振宇. 钢材热轧过程中组织性能预测技术的发展现状和趋势, 钢铁[J], 2007, 42 (10): 1-5.
6. 刘振宇, 韩淑芝, 王国栋等. 板带热连轧温度的预报计算及应用[J], 钢铁, 1994, 29 (2): 31-34.
7. 刘振宇. C-Mn 钢热轧板带组织性能预测模型的开发及在生产中的应用[D], 沈阳: 东北大学, 1995.
8. Liu Z Y, Wang GD, W Gao. Prediction of the Mechanical properties of Hot-rolled C-Mn Steels Using Artificial Neural Networks [J], Journal of Materials Processing Technology, 1996, 57(3): 332-336.
9. 曲锦波. HSLA 钢板热轧组织性能控制与预测模型[D], 沈阳: 东北大学, 1998.
10. 干勇, 刘正东, 王国栋, 等. 组织性能预报系统在宝钢 2050 热轧生产线的在线应用[J], 钢铁, 2006, 41 (3): 39-43.
11. 刘正东, 董瀚, 干勇. 热连轧过程中组织性能预报系统的应用[J], 钢铁, 2003, 38(2): 69-91.
12. 唐广波, 刘正东, 董瀚, 等. CSP 热轧过程温度场模拟[J], 钢铁, 2003, 38 (8): 38-42.
13. 郑坚, 唐广波, 刘正东, 等. 珠钢 CSP 热轧组织性能预报软件界面设计[J], 轧钢, 2003, 20 (4): 16-18.
14. 李殿中, 张玉妥, 刘实, 等. 材料制备工艺的计算机模拟[J]. 金属学报, 2001, 37 (5): 449-452.
15. 许云波, 刘相华, 王国栋. 400MPa 级 C-Mn 钢控轧控冷生产过程组织-性能的预测[J], 钢铁, 2003, 38 (2): 46-50.
16. 许云波. 基于物理冶金和人工智能的热轧钢材组织性能预测与控制[D], 沈阳: 东北大学, 2003.

17. 吴迪, 赵宪明, 何纯玉. 高碳钢高速线材轧制组织性能预测模型研究[J], 钢铁, 2003, 38 (3): 43-46.
18. 程满, 洪慧平, 韩文, 等. 20MnSi 棒材轧后分级控冷过程组织性能预测[J], 钢铁, 2007, 42 (1): 50-54.
19. 谭文, 刘振宇, 吴迪, 等. 热轧中厚板冲击功的神经网络预报模型, 钢铁, 2007, 42 (2): 51-55.
20. 莫春立, 李强, 李殿中, 等. 应用回归和神经网络方法预测热轧带钢性能, 金属学报, 2003, 39 (10): 1110-1114.
21. 干勇. 薄板坯连铸连轧(TSCR)热轧过程组织性能预报技术的开发[J], 钢铁, 2003, 38 (8): 10-15.
22. 郭朝晖, 王巍, 苏异才, 张群亮, 夏瑛, 张丕军. 全局通用型热轧带钢力学性能预报模型技术[J], 自动化博览, 2010, 1: 59-62.
23. 贾丽琴, 周学俊. 基于神经网络的热轧产品性能预报与参数优化[J], 武钢技术, 2008, 46 (2): 19-22.
24. 国家自然科学基金委员会. 金属材料科学[M], 北京: 科学出版社, 1995.
25. 许兴, 李苹. 利用性能预报模型对 SS400 热轧板力学性能实施预报[J], 冶金标准化与质量, 2008, 3.
26. Jonathan A. Megabytes for metals: development of computer applications in the iron and steel industry[J]. Iron-making and Steelmaking, 2004, 31(6): 465-478.
27. 沙孝春, 兰勇军, 李殿中, 等. 带钢热轧组织性能预测与控制技术应用与发展[J], 轧钢, 2003, 20 (3): 23-26.
28. Luger A, Hubmer G. In-line control of the mechanical properties of hot rolled strip based on complete process model[C], Proc. Conf. on Modeling of Metal Rolling Process-Through Process Model London: ISIJ Int, 2001: 83-86.
29. 郭朝晖, 张群亮, 苏异才, 夏瑛. 关于热轧带钢力学性能预报技术的思考[J], 冶金自动化, 2009, 33 (2): 1-6.
30. 董福全, 孙伟峰, 刘文峰, 杨云. 神经网络性能预报模型人机界面的实现[J], 莱钢科技, 2005, 3: 68-69,83.
31. 王传兵, 邹庆化, 吴刚, 凡杰. 基于 BP 神经网络的热轧钢材力学性能预测[J], 荆门职业技术学院学报, 2008, 23 (3): 34-37.
32. 栗景树, 王晓东, 郑杨元. 基于 BP 神经网络的热轧板带质量模型[J], 云南大学学报, 2009, 31 (s2): 226-228.
33. 焦李成. 神经网络系统理论[M], 西安: 电子科技大学出版社, 1992.
34. 董长虹. Madab 神经网络与应用[M], 2 版, 北京: 国防工业出版社, 2007.

35. 魏东. 非线性系统神经网络参数预测及控制[M], 北京: 机械工业出版社, 2007.
36. Moody J O. The Dependence Identification Neural Network Construction Algorithm [M]. IEEE Trans Neural Networks, 1996.
37. Wayne A Fuller. Measurement error models[M]. New York: John Wiley & Sons, 1987.
38. 李青丽. 热轧低合金高强度钢性能预报研究[D], 武汉科技大学, 2009.
39. 沙孝春. 热轧带钢温度场模拟与组织性能预报的应用研究[D], 中国科学院, 2004.
40. 李国勇. 智能控制及其 MATLAB 实现[M], 北京: 电子工业出版社, 2005.
41. 许少华, 何新贵. 多聚合过程神经元网络及其学习算法研究[J], 计算机学报, 2007, 30 (1): 48-56.
42. 杨露, 沈怀荣. 一种前馈过程神经元网络初始化方法及改进学习算法[J], 系统仿真学报, 2009, 21 (13): 3962-3964,3974.
43. 吴秀丽, 孙树栋, 司书宾, 胡铂. 神经网络用于复杂产品成本估算方法的研究, 计算机工程与应用, 2003, 34: 21.
44. Hechi-Nielsen R. Theory of the back propagation neural network [J]. Int. J. Conf. On Neural network, 1989, (1) : 593-605.
45. Wang Q, Stockton D J, Baguley P. Using neural networks in cost model development process[C], Sixteenth National Conference on Manufacturing Research University of the East London, UK 5-7 September 2000.
46. 向艳军, 卢衍桐. 神经网络在企业成本预测中的应用研究及系统实现[J], 计算机仿真, 1998, 3: 17-20.
47. 桂现才. BP 神经网络在 MATLAB 上的实现与应用[J], 湛江师范学院学报, 2004, 25 (3): 79-83.
48. 徐庐生. 微机神经网络[M], 北京: 中国医药科技出版社, 1995.
49. 陈小前, 罗世彬, 王振国, 等. BP 神经网络应用中的前后处理过程研究[J], 系统工程理论与实践, 2002, 22 (3): 65-70.
50. 欧鹏, 苏异才, 夏瑛, 郭朝晖. 基于性能预报技术减少热轧带钢取样频率的探索, 宝钢技术, 2011, 1: 73-76.
51. 朱卫新. Visual c#.net 实现用户自定义图形编程方法[J], 计算机技术与发展, 2012, 22 (4): 130-132,136.
52. Nagel C, Evjen B, Glynn J. C#高级编程[M], 北京: 清华大学出版社, 2008.
53. 丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M], 合肥: 中国科技大学出版社, 1998, 46-47.
54. 许东, 吴铮. 基于 MATLAB6.X 的系统分析与设计-神经网络[M], 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002, 21- 22.

55. 李诚刚, 赵佳宝, 陈兆荣. Visual C#与 Matlab 混合编程在可视化软件中的应用[J], Software, 2012, 33 (2): 78-79,83.

致 谢

工程硕士阶段的学习生活要告一段落了，回头看看这几年所走过的历程，东北大学严谨的教学氛围，给我留下了深刻的印象，我非常庆幸能够在工作期间来到东北大学进修，顺利完成学业。

首先，非常感谢我的导师何大阔副教授在我的整个研究生前期学习和完成论文期间，给我极大的关怀和帮助。他不仅为我指引了方向，而且在论文的分析 and 设计阶段中对我细心指导。他渊博的知识、开阔的眼界及严谨的治学态度是我从书本上无法学到的最宝贵财富，特别是为师、为人之道，这将对我今后工作都产生深远影响。

其次，要感谢领导和同事给予的帮助与支持，尤其是黄言军副导师以及董晟同志在理论方面给我的指导，使我在良好的工作环境中能够顺利的完成论文的创作，在此表示深深的谢意！在此也感谢我的家人，在我研究生学习的中，家人不但在生活上无微不至的照顾我，而且给学习也提供了良好的环境和生活上的方便！

最后，感谢信息学院所有相关领导以及老师们，感谢给予我这次学习的机会和多年来的帮助和关怀！