

基于神经网络的板料拉深 CAD/CAE 集成系统中 优化模块的研究

材料加工工程专业

研究生 胡志华 指导教师 杨屹

冲压制件的拉深成形是一个复杂的动态过程，在实际生产中制件经常发生拉裂、起皱等各种质量缺陷，甚至造成废品，严重影响正常生产。目前对制件缺陷进行分析优化，主要依靠工程技术人员的知识与经验进行处理，因此往往难以获得令人满意的优化结果。为了解决这一问题，可以在CAD之后的CAE阶段采用数值模拟技术对成形过程进行模拟分析，从而在产品开发的早期通过CAE分析及时避免后续过程可能出现的问题，这种方法就是CAD / CAE集成。虽然板料成形过程数值模拟技术的发展和应用取得了积极的效果，但是在实际应用过程中还存在诸多问题，例如：数值模拟技术软件对实际物理模型描述的失真；实际生产条件与模拟过程的差异所导致的误差；数值模拟结果数据与后续优化模块之间的智能化传输等等。基于以上原因，本课题提出将神经网络技术引入并开发出相应的工艺优化系统。结果证明：该系统能够很好的解决以上问题，获得较高的优化精度。

在本课题中，考虑到各种覆盖件拉深成形的生产条件和实验条件都要求较高，在现有的设备和环境下无法获取相关实验数据。因此选用了在拉深成形中最常见也是最典型的圆筒形零件作为实验基础，针对压边力这一拉深成形的主

要影响因素，通过大量的拉深网格物理实验获取相关的物理数据。在此物理模型的基础上，采用有限元数值模拟软件DYNIFORM对圆筒形件进行了拉深成形过程的数值模拟研究，并将数值模拟结果与物理实验结果进行对比，验证数值模拟结果的正确性；在成形过程数值模拟所获得数据的基础上，将神经网络技术及设计方法引入，构建拉深成形压边力优化模型；以Matlab数学软件为二次开发平台，结合拉深成形专业知识，采用面向用户的设计方法进行优化系统的详细设计，开发了基于BP神经网络的压边力优化系统；同时验证了该系统不仅能对圆筒形件拉深成形过程进行压边力的优化，同样适用于覆盖件的压边力优化，使系统具有专业化、实用化的特点。

本课题的研究表明：基于BP神经网络的压边力优化系统具有较高的优化精度并同时适用于圆筒形件以外的其它拉深零件的压边力优化；数值模拟软件DYNIFORM能够较好的模拟拉深成形过程及其缺陷，从而为工艺优化系统提供准确的训练参数；将现代人工智能设计方法引入到冲压成形工艺优化领域中，充分利用数值模拟的结果，能够很好地解决板料冲压成形过程中的工艺参数优化问题，对于实现板料冲压CAD、CAE数据信息资源共享以及CAD/CAE的集成，甚至于板料冲压并行工程的实现起到了关键的作用。因此，本课题中对于板料冲压CAD/CAE集成系统的研究具有很大的实际应用价值，并能够取得显著的经济效益和社会效益。

关键词：板料成形 神经网络 数值模拟 优化

Research on the Neural Network optimization module in Sheet Metal Forming CAD/CAE Integrate System

Majority: Engineering of Material Processing

Graduate Student: Hu Zhi-hua

Supervisor: Prof. Yang Yi

The drawing of the stamping workpieces is a complex and dynamic process. The workpieces are often cracked or wrinkled and even become useless during the actual production. At present, the analyses and optimization of the defects absolutely depend on the knowledge and experience of the technocrats. Therefore, we can't get the satisfying result on the average. In order to solve the problem above, we can use a numerical finite element approach during the CAE stage to simulate the sheet forming process after the CAD stage. On this ground, the potential sources of defects and failures can be forecasted in the early time. The method introduced above is what we called Integration of CAD/CAE. Although the development and application of the numerical simulation technology have gotten an active effect over the past decades. Several problems still exist during the actual application. For examples: the errors between the numerical simulation software and the physical model; the deflection of the software because of the difference between the simulation model and the really production environment; the intelligent transmission of the data between CAD and the optimizing stage, etc. In view of the reasons above, we use the neural network technology to develop the optimization system corresponding. The result has proved that: this system can solve the problems above well and get the optimal precision.

In this problem, we can't obtain the experiment data through the equipments and conditions available in view of the drawing of the covering parts need higher manufacturing and experimentation conditions. Therefore, we choose the columnar parts which is the most typical and familiar in drawing as the experiment base. Through a large amount of

physical experiments, we have gotten some useful data about the Blank Holder Force, which is one of the most important factors of the drawing process. Second, we utilized the LS-DYNA-based sheet metal forming simulation solution software Dynaform to simulate the whole drawing process of columnar parts on the base of the physical experiment. Then we compared the data of the simulation and the physical experiment to check the accuracy of the simulation. Third, we took advantage of the neural network technology and design method to construct the optimization system of BHF. Then we used the numerical software Matlab 7.0 , the specialized knowledge of sheet metal forming and the Object Oriented Design(OOD) to develop the system in detail. Through the work above, the optimization system of BHF based on the BP neural-network was been established. At last, we made some tests to prove that this system could not only be suitable for columnar parts but also for the covering parts.

The research of this paper suggests that: the BHF optimization system based on the the neural-network has the high optimal precision and it is not only suitable for columnar parts but also for some complex parts; numerical software Dynaform can simulate the drawing process and it's defects rightly, so it can provide accurate training data to the optimization system. The combination of neural network technology, sheet metal forming theories and numerical simulation technology can solve the optimal problem of the stamping. It plays an important role to the realization of the sheet metal forming CAD/CAE integration and even to the application of the concurrent engineering technology in sheet metal forming. And the research on CAD/CAE integrate system of sheet metal forming in this paper is of great practical value. Moreover it can bring obvious economical and social benefit.

Key words: Sheet Metal Forming Neural Network Numerical Simulation
Optimization

声 明

本人声明，所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得四川大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。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做了明确的说明并表示谢意。

本学位论文成果是本人在四川大学读书期间在导师指导下取得的，论文成果四川大学所有，特此声明。

作者签名：胡志华

导师签名：杨斌

第一章 绪论

1.1 引言

在传统的设计过程中,CAE 主要用作设计结束后的验证手段或产品出现问题后的分析工具。世界上许多工业发达国家,对板料冲压成形与模具设计 CAE 技术一直给予高度重视。欧共体五国自 1986 年开始制定了一项名为 BRITE-EURM. 3489 的研究计划,每年资助 50 万美元来开发板料冲压成形过程的 CAE 软件。这个计划前后共花费六年时间,于 1992 年正式推出 PAM. STAMP 商品化软件。BRITE-EURM 计划只开发了成形过程有限元模拟(CAE)这一部分。作为专门面向汽车及覆盖件冲压模具成形性分析的 CAE 技术,吉林工业大学汽车覆盖件成形技术研究所独立研制了具有独立知识产权的 KMAS 软件系统。随着产品开发向集成化和并行化方向发展,迫切需要发挥 CAE 指导设计的作用,从而在产品开发的早期通过 CAE 分析及时避免后续过程可能出现的问题,这种方法就是 CAD / CAE 集成,而集成的关键就是引入人工智能技术进行优化系统的开发。^[1]

目前,专家系统是应用最成熟的一种人工智能技术,它是在归纳、整理大量领域专家知识经验的基础上,以符号推理方式来模拟人类专家解决问题的方式。但专家系统由于是遵循人工智能的符号主义推理机制,使其完全依赖于规则的完备性,强调知识的组织与推理。但是,对于板料拉深成形过程数值模拟来说,由于离散网格单元的数据量非常大,为了满足完备性要求,势必使得规则数目十分巨大。因此,如果采用知识逐项搜索匹配的符号主义机制对所产生的大量网格单元数据知识进行处理,将造成知识库容量的组合爆炸。人工神经网络作为一种结构化模型,由一定数量的神经元以一定的权值连接而成,用以实现多变量之间的非线性映射^[2]。它利用所谓“大脑模拟”的联接主义计算原理,在求解中采用了无知识的随机搜索方式,可以较为有效地进行优化问题求解。神经网络系统不需要大量规则的组织与逐项匹配,只是根据获取的有限样本事例,通过一定的算法在学习过程中进行知识的自我更新与组织。因此,根据人工神经网络原理,可以为拉深过程数值模拟优化方面提供新的有效算法。^[3]

板料冲压成形智能化研究是80年代起源于美国的一项新兴技术,它是塑性

成形加工、控制科学和计算机技术等多学科的交叉产物,其中板料拉深过程的压边力智能化控制一直是各国学者重点研究的方向。压边力的大小是板料成形中重要的工艺参数,也是板料拉深成形中的重要控制手段。汽车车身覆盖件成形过程中,起皱、撕裂和扭曲等缺陷都可以通过压边力的调整来消除和减少。到目前为止,建立关于压边力计算准确的数学模型仍然处于初步阶段,主要局限于圆形典型零件,而复杂形状板料成形过程目前还没有较准确的压边力公式。但是根据数学模型和推导过程可以找出对压边力影响最显著的物理量并将它们作为神经网络的输入参数,而神经网络适合在没有明确的计算公式的情况下对数据进行处理,因此用神经网络实现压边力优化控制可以达到去除缺陷、改善工件质量的目的。

目前国际上只有美国、日本等国的部分学者从事这方面的研究,我国的部分高校(上海交大、哈工大等)在近几年也开展了相关的研究工作,汪锐等^[4]应用模糊神经网络专家系统实现了冲压成形过程中压边力的智能化控制,介绍了压边力模糊神经网络系统优化控制的设备及实现,并利用其对带凸缘的圆筒件拉深控制规律进行了研究。李少平等^[5]利用数值模拟及MATLAB中的神经网络工具箱得出了压边力的最优控制曲线。赵军等^[6]建立了适合于轴对称件拉深成形智能化控制过程的神经网络模型,通过实时监测量来识别实时预测所需的参数。但上述研究工作进展缓慢,并没取得突破性进展及实际的应用,因此本课题提出以典型圆筒形零件为基础,研究开发基于神经网络和数值模拟技术的板料成形CAD/CAE集成系统中的优化模块。

1.2 板料成形 CAD/CAE 集成系统的结构

1.2.1 系统的总体框架

板料冲压 CAD / CAE 集成系统是以毛坯的冲压工艺设计及仿真为核心内容,主要包括基于产品的冲压零件设计、冲压工艺 CAD、网格自动剖分、缺陷预测、基于神经网络的优化设计等模块(如图 1-1 所示)。首先,在 CAD 阶段完成零件和模具的初步几何设计和冲压工艺方案,然后通过数值模拟软件对板料冲压成形过程进行模拟仿真,判断是否需要优化。如需优化即通过神经网络优化设计模块获得优化参数并由通信接口传输到 CAD 系统或模拟仿真模块中,对模型

或工艺参数进行修改；如不需优化则直接进入冲压 CAM 系统。根据该系统的框架，可以实现对模具结构参数或成形过程工艺参数的优化，即实现了整个板料冲压成形 CAD/CAE 的集成。而目前在 CAD/CAE 的实际应用中通常是由技术人员根据经验来改进参数，所缺少的正是框架中的“优化设计模块”。这种利用计算机来完成的优化设计模块，能够尽可能的减少人为因素的影响，从而提高优化设计的精度和效率。

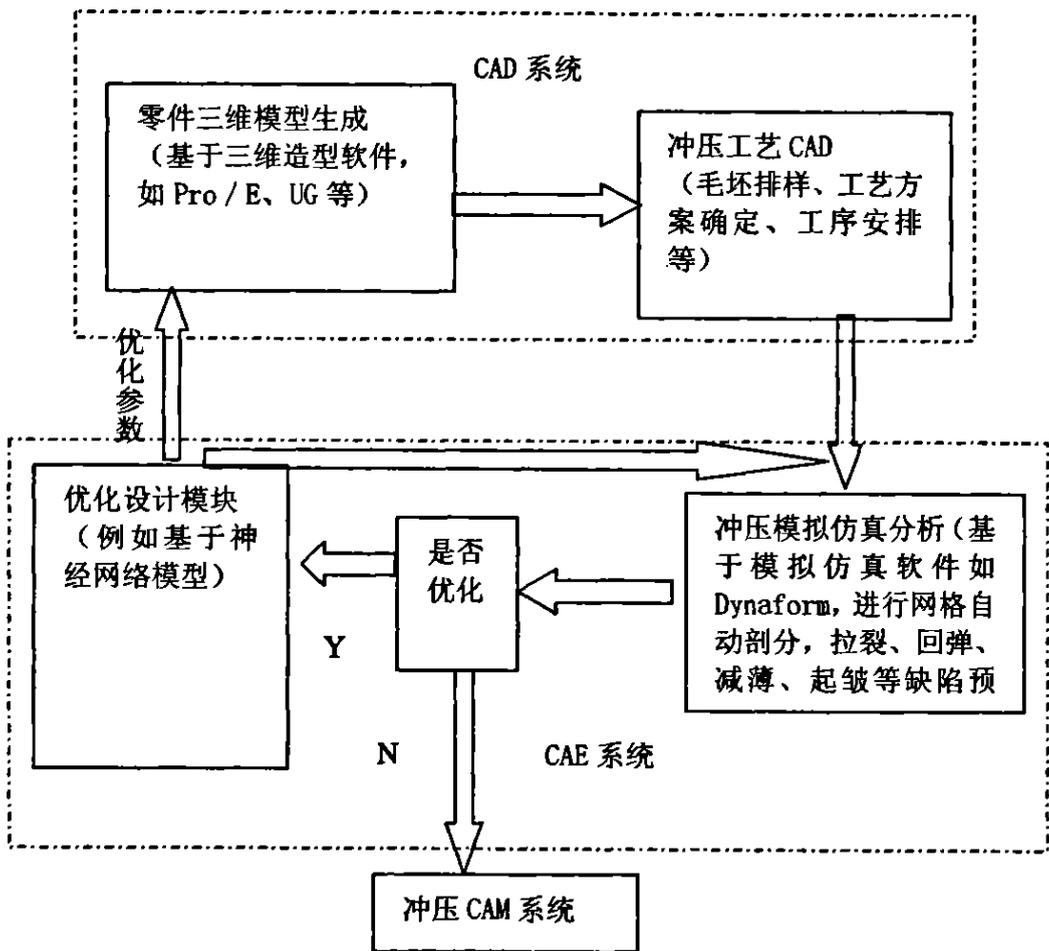


图1-1 冲压CAD/CAE集成系统结构图

1.2.2 板料冲压的数值模拟

板料冲压的CAE系统主要包括模具结构分析、运动分析、装配及干涉检查、

冲压成形过程分析等。通常对于装配及干涉检查，一般的三维设计软件可以满足要求。较大型的三维设计软件如UG、Pro / E、CATIA等，均有一些基本的模块供模具结构分析和运动分析。但冲压模具成形过程需要专业分析，必须采用专门的CAE软件。目前国内外主要流行的专业冲压分析软件有以下几种：

DYNAFORM、PAMSTAMP、KMAS等。

其中DYNAFORM是基于非线性显示求解器ANSYS / LS-DYNA3D的专用冲压和压延成形仿真软件，它可以模拟板料预弯、拉延、翻边、切边以及多工序工艺，可以分析成形过程中起皱、回弹、减薄、拉裂现象，可指导模具几何形状板料、冲压工艺的设计和优化，可全面接受CATIA、UG、I-DEAS、Euclid、PRO / E等CAD系统的几何模型^[7]。图1-2是应用DYNAFORM进行板料冲压成形模拟分析的一般过程。^[8, 9]

DYNAFORM 对用户的工程背景及理论知识要求并不高，具有界面友好和方便以及操作流程自动的特点。例如，在做冲压数值模拟分析时，用户只需要控制重力载荷(Gravity Loading)、多工序(DANAIN)、自适应网格(Adaptive Mesh)、回弹(Spring Back)等开关，即可实现所需要的功能。因此，对于图 1 中的“冲压模拟仿真分析”模块可直接借助于 DYNAFORM 软件就可以实现，CAD/CAE 集成技术的重点在于优化模块的建立以及模块之间数据的传输。

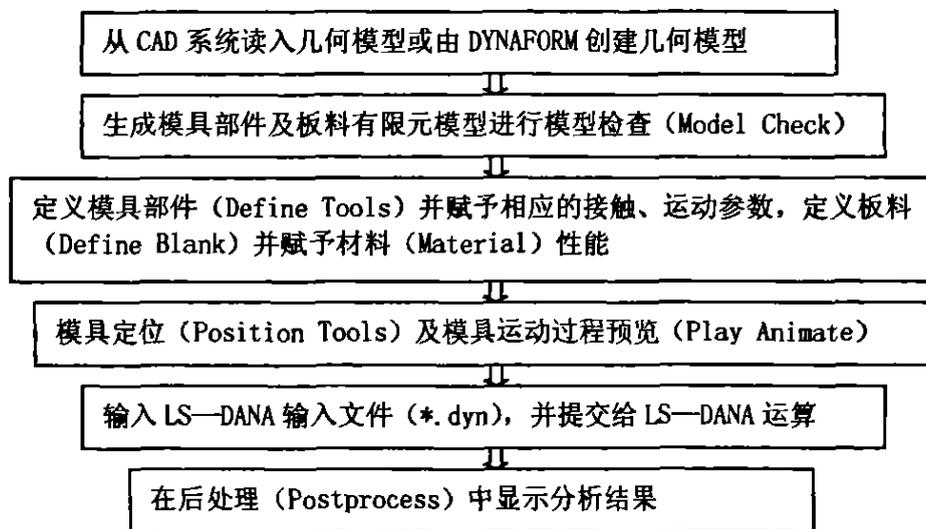


图1-2 应用DYNAFORM进行板料冲压成形模拟分析的一般过程

1.2.3 基于神经网络的优化模块

1.2.3.1 优化模块的整体构思

优化设计是一个比较复杂的计算过程，需要开发专门的优化设计模块来对板材成形进行优化分析，得到最佳的板材形状、压边力、拉伸筋位置等成形参数。冲压制件的成形又是一个复杂的动态过程，在实际生产中制件经常发生拉裂、起皱等各种质量缺陷，甚至造成废品，严重影响制品的正常生产。目前对制件缺陷进行分析优化，主要依靠工程技术人员的知识与经验进行处理，因此往往难以获得令人满意的优化结果^[10]。本课题提出通过对板料冲压成形过程的数值模拟，获取相关成形工艺参数，建立用于拉深成形压边力优化的BP神经网络结构模型，通过大量的学习样本进行训练，修正网络参数，不断提高工艺参数优化的精度。

1.2.3.2 神经网络优化模块模型的建立

神经网络具有实现简单，知识容量大，可以实现以任意精度逼近任意连续函数等特点。神经网络通过对大量由领域专家提供，或由实例总结的学习样本的学习训练即可完成对学习实例知识的记忆。除了构建合理的神经网络结构，还要选择合适的学习样本，神经网络模型在学习过程中不仅具有推理的能力，还能够根据学习样本对网络参数进行动态调整，直至达到期望的精度。^[11]

1.2.3.3 针对拉深成形的压边力优化控制系统

压边力(Blank Holding Force, 简称BHF)的大小是板料成形中重要的工艺参数,也是板料拉深成形中的重要控制手段。汽车车身覆盖件成形过程中,起皱、撕裂和扭曲等缺陷都可以通过压边力的调整来消除和减少。

压边力优化控制的目的是既要预防起皱,又要防止破裂。为了确定最佳压边力值,必须根据理论公式有针对性地选择对压边力最有影响的因素作为系统的输入参数。但目前对于复杂形状板料成形过程还没有较准确的压边力公式,主要局限于典型圆形零件。但是可以找出对压边力影响最显著的物理量并将它们作为神经网络的输入参数,神经网络可以融逻辑推理、学习等功能于一体,适合

在没有明确的计算公式的情况下对数据进行处理,因此用神经网络实现压边力优化控制很方便。^[12、13]

1.2.4 CAD 与 CAE 的集成

实现模具CAD / CAE集成的关键是建立模具CAD系统和模具CAE系统之间的完善的数据交换体系。一方面,模具CAE系统能直接读取CAD系统的几何模型数据;另一方面,能把模具CAE系统的离散化模型输入到CAD系统中,利用其强大的图形交互能力和CAD建模能力对CAE模型进行处理以满足后续过程的CAE仿真要求。具体实现时则主要通过两个途径:(1)对于具有高级语言二次开发接口的CAD系统,如PRO / E、UG、Solid—works等,可利用其良好的二次开发接口,通过高级语言直接读取其CAD模型和调用其关键算法,并可把CAE分析结果写入CAD数据库。(2)对于没有高级语言接口而具有自身二次开发语言的CAD系统,如I-DEAS、CADD5等,可以在UNIX工作站上利用UNIX进程通讯技术来实现对CAD系统中的数据的访问。^[14]

1.3 课题研究的目的、意义及主要工作

1.3.1 研究目的、意义

近年来,板料冲压成形中的CAD技术和CAE技术仍保持相对独立和相互封闭的状态,这种状态使得模具CAD系统和模具CAE系统的信息不能实现共享,其直接后果是导致大量的重复劳动与资源(包括人力资源和物力资源)浪费。解决这种问题的方法是实现模具CAD / CAE集成化。虽然一些研究者近年来陆续对CAD / CAE集成化技术进行研究并取得了一些进展,但对板料冲压加工中的CAD / CAE系统集成的研究还只是处于初级探索阶段,目前还没有取得实质性的进展。其主要原因一是对于形状复杂的制件其模具结构往往十分复杂,三维CAD建模过程十分繁琐;二是板料冲压成形是一个大变形和大位移的复杂动态过程,因此塑性成形CAE仿真的过程和复杂程度都与一般的线弹性CAE有限元分析有很大不同,往往是采用非线性有限元迭代进行求解。因此,板料冲压加工中的CAD / CAE系统更需要集成,但难度也更大。^[15]

虽然板料成形过程数值模拟技术的发展和應用取得了积极的效果,但是在

实际应用过程中还存在诸多问题，因此本课题提出将神经网络技术引入并开发出相应的工艺优化系统。选用典型圆筒形零件作为实验基础，针对压边力这一拉深成型的主要影响因素，将神经网络技术及设计方法引入，构建拉深成型压边力优化模型，以Matlab软件为平台开发基于BP神经网络的压边力优化系统。再把板料冲压CAD/CAE系统集成到并行工程中，同时优化产品设计和工艺设计，使经过改善后的模具CAD结构和成形工艺参数最优化，实现一次成模，能够大大缩短模具调试周期、降低制模成本、加速产品换代，从而缩短整个产品的试制周期，提高市场竞争力，从而取得显著的经济效益和社会效益。

1.3.2 研究内容

1. 板料成形 CAD/CAE 集成系统的框架

板料冲压 CAD/CAE 集成系统是以毛坯的冲压工艺设计及仿真为核心内容，主要包括基于产品的冲压零件设计，冲压工艺 CAD，网格自动剖分，缺陷预测，基于神经网络的优化设计等模块。根据该系统框架，可以实现对模具结构参数或成型过程工艺参数的优化，即实现整个板料冲压成形 CAD/CAE 的集成。

2. 板料成形的数值模拟

CAD/CAE 集成系统需要利用大量数值模拟实验来获取神经网络优化系统的相关数据和参数，作为系统的输入和学习样本，为后续的神经网络优化系统的开发奠定基础。

3. 基于神经网络的优化模块设计

通过对板料冲压成形过程的数值模拟，获取相关成形工艺参数，建立用于拉深成型压边力优化的BP神经网络结构模型，通过大量的学习样本进行训练，修正网络参数，不断提高工艺参数优化的精度，为最终的CAD/CAE集成实现奠定基础。

第二章 典型圆筒形件拉深的数值模拟实验

在上一章中提出:CAD/CAE 集成系统需要利用数值模拟实验来获取神经网络优化系统的相关数据和参数,作为系统的输入和学习样本,为后续的神经网络优化系统的开发奠定基础。

板料成形数值模拟技术的一个突出成就是实现了汽车覆盖件的成形模拟,但是汽车覆盖件的实际生产条件较复杂,在现有的设备条件下如果选择复杂零件作为研究载体,很多实验是根本就无法实施的。因此,本课题选用了在拉深成形中最常见且最典型的圆筒形零件作为对象,然后再来验证优化系统是否适用于其他复杂零件,而本文后续的结果证明这种方法是可行且成功的。

本课题中数值模拟实验的软件选用了 DYNIFORM 汽车钣金成形有限元分析系统。“eta/DYNIFORM”是由美国 ETA 公司和 LSTC 公司联合开发的基于 LS-DYNA 的钣金成形模拟软件包。DYNIFORM 可以帮助模具设计人员显著地减少模具开发设计时间、试模周期和费用,是钣金成形模具设计的理想 CAE 工具。

2.1 实验构思和准备

在板料拉深成形过程中,影响板料成形质量的影响因素有很多,其中诸如压边力大小、凹凸模圆角半径、拉深材料机械性能、拉深模具参数、摩擦润滑条件以及坯料形状和大小等等都是重要的影响因素。在这当中,压边力的大小对板料拉深成形质量影响尤为明显,而且上述这么多影响参数中最易于控制和调节的就是变化压边力大小。板材拉深成形过程中的主要缺陷是起皱和拉裂。为了防止零件发生起皱,一般都采用压边圈和足够大的压边力。但是,大的压边力尽管可以防止或消除起皱,同时又可能引起拉裂。传统模具设计中,通常凭经验给定一个压边力进行试冲,再根据零件的结果调整压边力,有时反复多次也不能确定一个使零件既不产生起皱也不被拉裂的压边力,不仅造成材料的浪费,也增加了模具的制造周期。随着计算机仿真技术在薄板冲压成形中的应用,这一工程中的难题得到了有效的解决。^[16, 17]

为了更加直观地观察和研究拉深成形过程中材料的变形特点以及压边力对成形缺陷的影响,设计了圆筒形件的拉深网格物理实验。本文通过 Dynaform 软件来对该实验的拉深过程进行计算机仿真模拟,将仿真结果与物理实验结果进

行比较和分析。

考虑实验成本及现有材料,选择了厚度为 0.4mm,宽度为 100mm 的 08F 钢板。采用 JN23-25A 型开式双柱可倾压力机,凹模在上,凸模在下,凸模外围为压边圈,压边力提供方式为橡胶式。凹模直径为 61mm,圆角半径 3.5mm。凸模直径 60mm,圆角半径 2mm,模具单边间隙 0.5mm。拉深用毛坯为 $\Phi 100\text{mm}$ 圆形坯料。考虑到要和数值模拟结果对比分析,网格采用和数值模拟一样的划分方式,以 3mm 为间隔划分网格。

2.2 模具和毛坯的建模和导入

选用在建模方面功能强大的 Pro/ENGINEER 软件进行分析前的建模。在之前的物理实验中,我们已经可以确定拉深模具的结构和尺寸,因此我们只需要在 Pro/e 中建立凸模的模型(在 Dynaform 中通过模具间隙值自动生成凹模)。通过间隙计算凸模的尺寸,建模如图 2-1 所示。在 pro/e 中建模后,以 IGS 格式导出。^[18]在 Dynaform 中,新建一个工程,导入之前在 pro/e 中建立的凹模的模型,如图 2-2 所示。

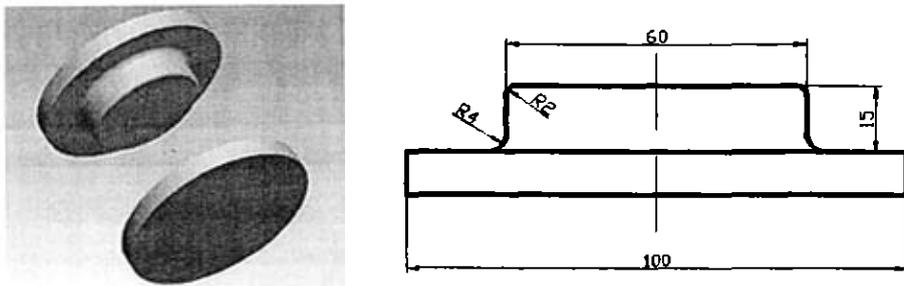


图 2-1 模具与毛坯模型

2.3 网格处理

由于板料成形应用的广泛性和板料成形的复杂性,其成形过程模拟显得尤为重要,对有限元网格的质量和有限元分析精度提出了更高的要求。网格数量的多少将影响计算结果的精度和计算规模的大小。一般来讲,随着网格数量的增加,计算精度会有所提高,但同时计算量也会增加,所以在确定网格数量时

应权衡两个因素综合考虑。^[19]

课题模拟的工件相对简单，网格选为较小的密度，但同时由于缺陷容易出现在圆角处和边缘处，此处网格的密度就要适当加大，以保证能够准确地模拟出成形过程。Dynaform 带有自适应网格划分功能，模拟过程直接采用默认形式。

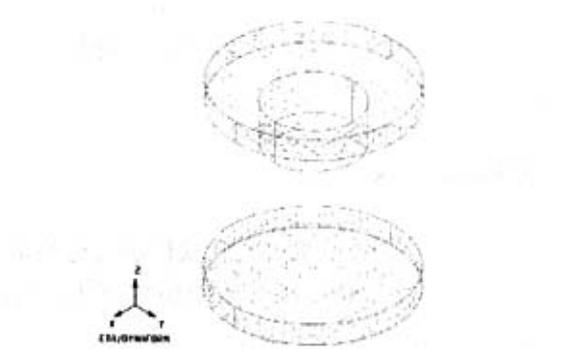


图 2-2 导入模型

2.3.1 毛坯网格划分

通过导入的毛坯模型，选取一个面生成毛坯网格，为了和物理实验的网格对比方便，通过多次实验，发现把 RAD 从 6 减小到 3 既能提高精确度又便于观察，如图 2-3 所示。

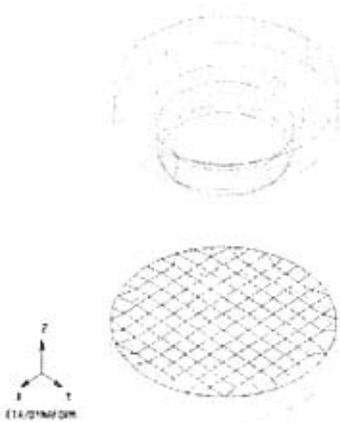


图 2-3 毛坯网格划分

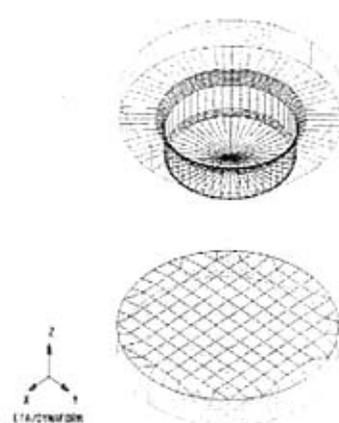


图 2-4 模具网格划分

2.3.2 模具的网格划分

通过前处理，创建单元的方式生成模具的网格划分，包括凸模和压边圈，网格划分参数采用默认值，如图 2-4 所示。

2.4 材料参数

在使用 Dynaform 进行数值模拟时，材料参数是相当重要的，直接关系到模拟结果和物理实验的吻合程度，通过查找手册和文献，查得 08F 的材料性能参数如表 2-1^[20]。在选择材料时候，选择性能最接近的 CQ 的 TYPE36，再填入查得的 08F 性能参数，如图 2-5 所示。

表 2-1 08F 材料性能参数

杨氏模量 Youngs (GPa)	泊松比 Poisson Ratio	屈服强度 σ_s (MPa)	抗拉强度 σ_b (MPa)	应变强 化系数 K (MPa)	硬化 指数 n	各向异性指数		
						R00	R45	R90
207	0.28	175	295	312	0.185	1.23	0.91	1.58

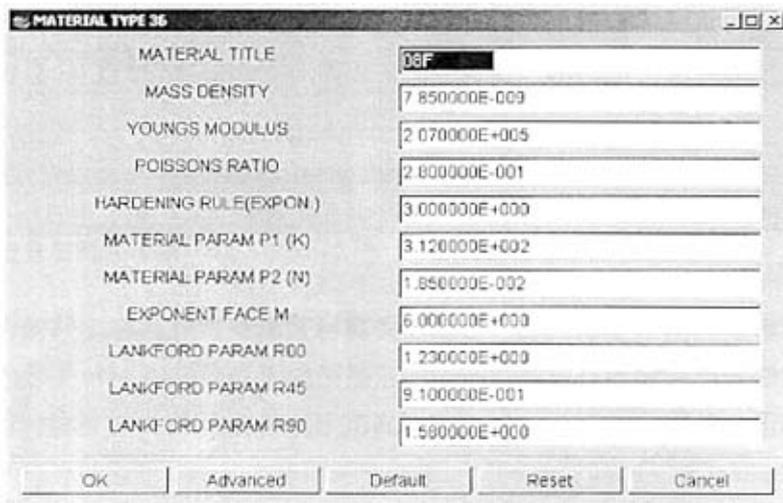


图 2-5 材料性能参数

2.5 拉深过程数值模拟

导入凸模的模型，凹模的模型靠凸模和间隙生成。在拉延设置中拉延类型选择 double action, upper tool available, 材料选择之前建立的 08F 的参数，厚度选择 0.4mm，如图 2-6。间隙是以减去材料厚度后的模具间隙与材料厚度之比， $(0.5-0.4)/0.4=0.25$ ，所以 die gap 选择 0.25mm，如图 2-7 所示。然后预览拉深过程，检查是否与实际符合，如图 2-8 所示。

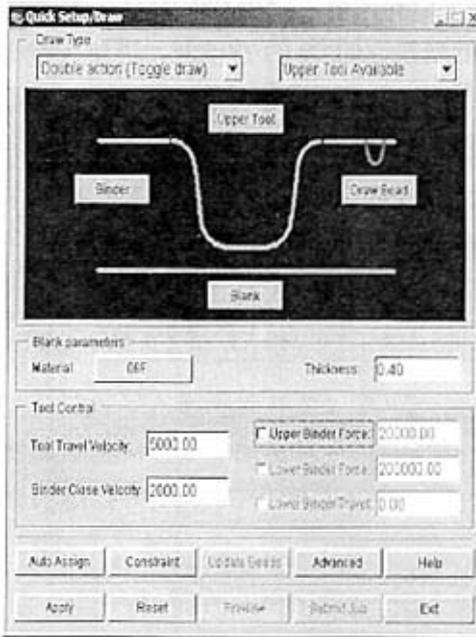


图 2-6 拉延设置

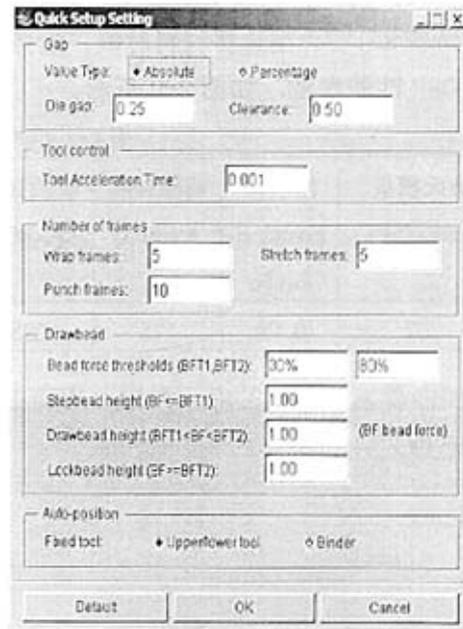
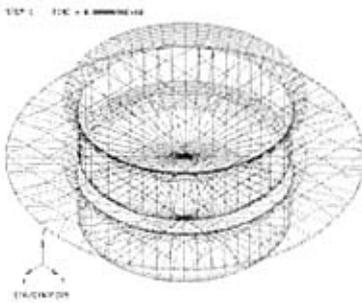
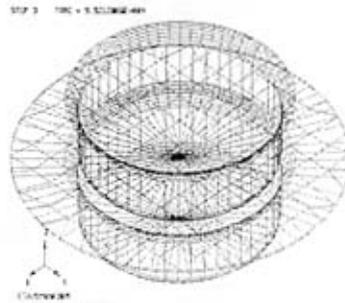


图 2-7 间隙设置



a)



b)

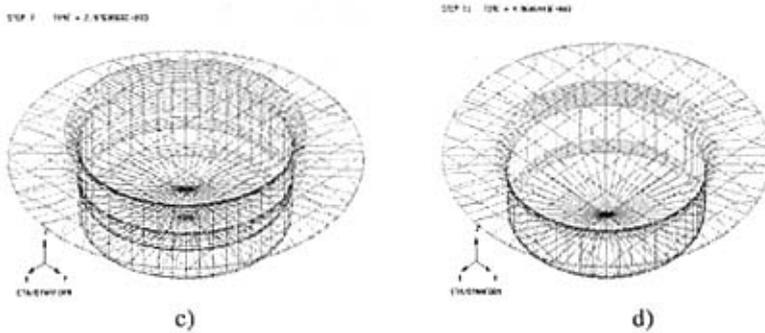


图 2-8 拉深预览

2.6 各组压边力模拟及结果分析

2.6.1 压边力对拉深成形的影响

压边力(Blank Holder Force, BHF)的大小是板料成形重要的工艺参数,也是板料拉深成形中的重要控制手段。压边力过小,无法有效地控制材料的流动,板料易起皱;压边力过大,虽可避免起皱,但拉裂趋势会明显增加,同时模具和材料的表面受损可能性也相应增大,从而影响模具寿命和板料拉深成形的质量。在生产实践中,为了提高生产率和产品质量,要求尽可能一次成形,这样压边力的合理取值、调整和控制,成为了控制金属流动、防止出现起皱和拉裂的重要手段。因而实际压边力的大小要根据既不起皱也不被拉裂这个原则,并在试模中加以调整。^[21]

2.6.1.1 压边力对起皱的影响

压边力的减小容易导致变形区材料失去稳定。凸缘部分在压应力作用下,出现拱弯曲。变形区在起拱后形成波浪形的皱折,也就是起皱。通过增大压边力,使得径向拉应力 σ_r 的增大有利于切向压应力 σ_θ 的降低,并使切向压应力的最大值小于临界起皱应力 $[\sigma_w]$,从而避免起皱。^[22]

2.6.1.2 压边力对厚度的影响

模拟结果表明:同其他部位相比,零件的凸缘圆角处最容易被拉裂。拉深

开始时，凸模与毛坯中间部分只在顶点附近接触。由于接触处要承受全部拉力，故凸模顶点附近的材料会发生严重变薄，甚至于拉裂。因此，增大压边力可以抑制起皱现象，但是同时也可能会导致材料被拉裂。

2.6.1.3 压边力的理论值

单位压边力的数值，决定于材料的机械性能 (σ_b 与 σ_s)、拉深系数、相对厚度和润滑等。一般说来，当材料强度高、相对厚度小，拉深系数小时，必需的最小单位压边力较大；反之，最小单位压边力较小。

圆筒形件拉深理论压边力的大小可以按以下经验公式计算^[23]：

$$F_Q = \frac{\pi}{4} [D^2 - (d_1 + 2r_d)^2] q \quad (2-1)$$

式中： F_Q 为压边力； D 为毛坯直径； d_1 为拉深件直径； r_d 为凹模圆角半径； q 为单位压边力，本文中材料的单位压边力取3MPa。经计算，所需的最小压边力 $F_Q \approx 13\text{kN}$ 。

计算的压边力与实际生产的情况可能并不完全一致，为检验各种成形状态的数值模拟结果与物理实验结果的一致性，实验首先采用相差5kN的三个不同的压边力来进行，即采用5kN、10kN、15kN三个不同的压边力来模拟。然后根据模拟结果一步一步的改变压边力，分别得到起皱、拉裂及最优的压边力情况，与实际物理实验结果进行对比。

2.6.2 不同压边力的模拟实验

2.6.2.1 几种典型缺陷情况模拟

首先采用5kN的压边力进行模拟。由图2-9可见压边力在5kN的时候还没有出现起皱现象，并且从外光上看拉深质量良好，但起皱趋势区域较大，安全区也不够，说明压边力不足以达到最佳拉深质量，要得到与物理实验相同的起皱、拉裂等情况，需要分别减小和增大压边力。图2-10所示为逐渐减小压边力值所得到的FLD图。

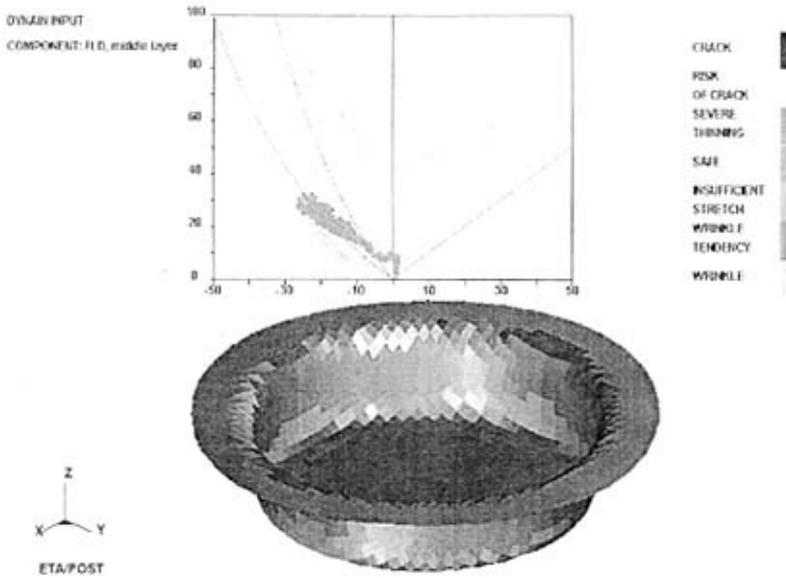
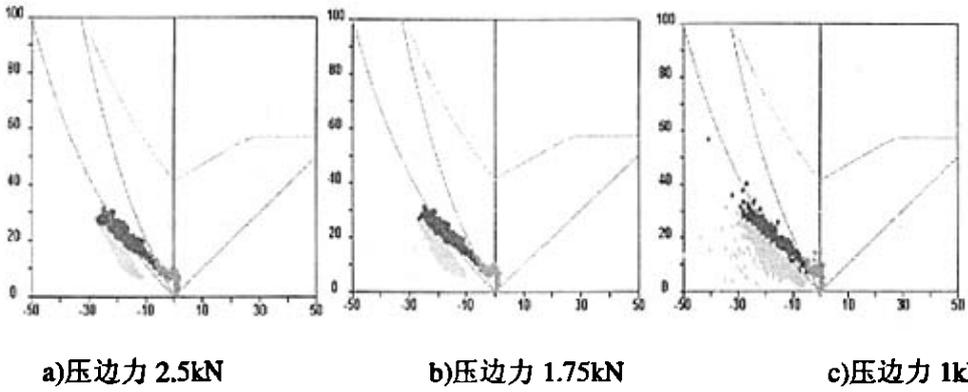


图 2-9 压边力 5kN 的 FLD 图



a) 压边力 2.5kN

b) 压边力 1.75kN

c) 压边力 1kN

图 2-10 逐渐减小压边力的 FLD 图

由图 a) 看见压边力在 2.5kN 的时候出现不明显的起皱，并且起皱区呈扩大趋势。从外观上已经属于有缺陷的拉深件了。可见 2.5kN 时开始出现起皱现象，因此可以继续减少压边力以得到明显起皱的情况。由图 b) 可见在 1.75kN 的情况下，出现轻微的起皱，起皱趋势区进一步扩大。起皱的情况和物理实验的一致，都出现在凸缘部分，是由于压边力过小导致的。因此继续减小压边力可以得到严重起皱的情况。由图 c) 可见 1kN 的情况下，拉深件已经严重起皱，和物理实验的情况一致，都出现在凸缘部分。

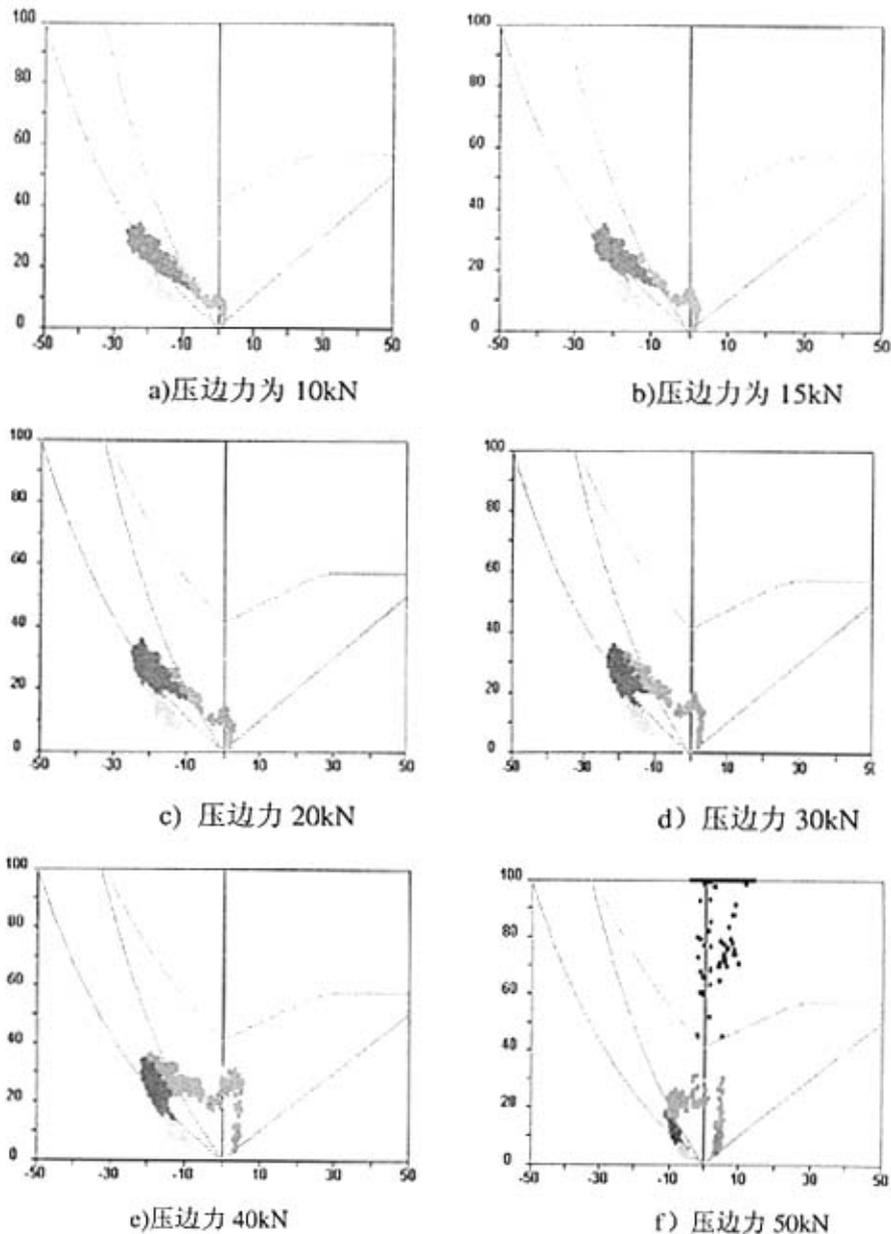


图 2-11 逐渐增大压边力的 FLD 图

相反的，在 5kN 的基础上逐渐增大压边力，其 FLD 图如图 2-11 所示。由图 a) 可见，压边力为 10kN 时外光质量良好，无起皱和拉裂，但起皱趋势区域还是相对较大，说明 10kN 的压边力还是不能得到较好的拉深质量。由图 b) 可见在

15kN 的情况下，外光质量良好，起皱趋势区还不够小，并且安全区还没有填满，所以 15kN 的压边力还是不足以得到最佳的拉深质量，需要继续增大压边力进行模拟。由图 c) 可见 20kN 时，拉深件质量良好，起皱趋势区得到明显的控制，安全区增大，说明理论的压边力大小并不完全适用。因此继续增大压边力以得到最佳拉深质量及拉裂的情况。由图 d) 可见 30kN 时拉深件质量良好，起皱趋势区继续减少，但安全区还没得到填满。由图 e) 可见 40kN 开始出现危险区，外观看拉深件质量良好，但是其实存在一些缺陷了，并且在 40kN 以上将出现拉裂情况。由图 f) 可见在 50kN 时已经完全拉裂了。所以出现拉裂的压边力在 40—50kN 之间。^[24]

2.6.2.2 数值模拟结果与物理实验结果的对比

经过物理实验和数值模拟，分别得出了拉深过程中几种典型的结果。通过相同的网格划分，我们可以从网格变化情况对比各组物理实验和数值模拟的结果。下面分别对几种典型情况进行讨论：

1. 严重起皱

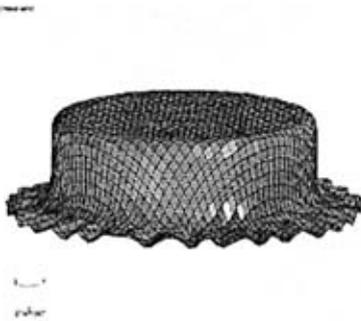


图 2-12 数值模拟结果



图 2-13 物理实验结果

拉深过程中，毛坯凸缘在切向压应力作用下，可能产生塑性失稳而起皱，甚至使材料不能通过凸、凹模间隙而被拉断。轻微起皱的毛坯虽可通过间隙，但会在筒壁上留下皱痕，影响零件的表面质量。防皱的影响因素有很多，包括压边力、材料特性、材料厚度、变形程度、模具设计等。常见的防皱措施是采用便于调节压边力的压边圈和拉深肋或拉深槛，把凸缘紧压在凹模表面上。

理论和实践表明：凸凹模间隙越大越容易起皱，相反间隙越小就越容易抑制起皱。因为间隙小了板料切向应力增大迫使板料不能增厚起皱而向径向扩展。当然并不是间隙越小越好，这要对模具的寿命、磨损以及零件的外观、精度等方面的问题加以综合考虑，定出合理的凸凹模间隙。^[25、26]

通过图 2-12 和图 2-13 的网格对比可以看出，在发生严重起皱时，物理实验和数值模拟实验的网格变化趋势一致，并且起皱情况也是相同的。

2. 轻微起皱

通过图 2-14 和图 2-15 的网格对比，可以看出对于轻微起皱的情况，制件外观情况相同，并且网格的变化也一致。起皱仅出现在凸缘部分，拉深的部位外观质量良好。

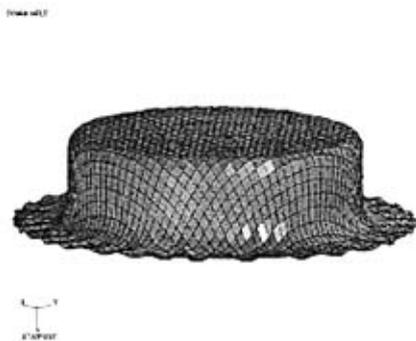


图 2-14 数值模拟结果



图 2-15 物理实验结果

3. 拉裂

圆筒件拉深时产生拉裂的原因，可能是由于凸缘起皱，毛坯不能通过凸、凹模间隙；使筒壁总拉应力 σ_r 增大；或者由于压边力过大，使 σ_r 增大；或者是变形程度太大，即拉深比 D/d 大于极限值；总之，当拉深的变形抗力超过筒壁（特别是变薄最严重的底部圆角附近最薄弱部分）的材料抗拉强度时，抗拉深件就要破裂。为了防止拉裂，可以从以下几方面考虑：根据板材成形性能，采用适当的拉深比和压边力；增加凸模表面的粗糙度；改善凸缘部分的润滑条件；选用 σ_u/σ_s 比值小、 n 值和 r 值大的材料等^[27]。对于拉裂的情况，可以从 FLD 图来对比观察，如图 2-16 所示。

以上对几种典型情况的物理实验和数值模拟结果的网格变化进行了对比，发现数值模拟的网格变化和物理实验的网格变化是一致的，其制件外观和缺陷

情况都是相同的。因此，数值模拟的结果是符合物理实验的，同时说明对拉深成形中压边力的数值模拟可以用来优化甚至代替物理实验，减少物理实验的次数，提高效率，节约成本。



图 2-16 拉裂时的 FLD 图及实验结果

2.6.3 结果数据统计分析

根据压边力的理论计算值，在寻找最优压边力的实验中首先设置压边力大小为 15kN。图 2-17 所示即为压边力 15kN 时模拟的成形极限图。

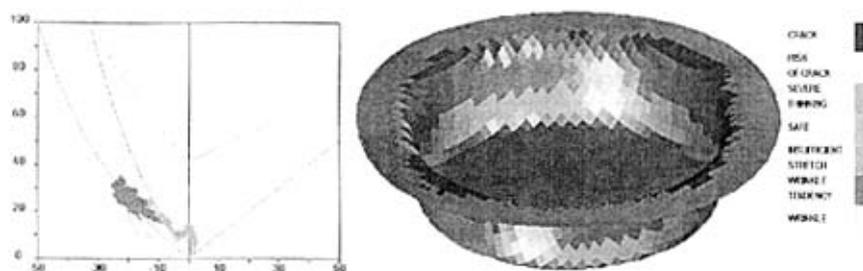


图2-17 压边力为15kN时的FLD图

从图中可以看出：成形后板料的凸缘外围部分起皱较多，其它部分都处于成形安全区域。从模拟结果的增厚变薄图可以看出：平面凸缘部分外沿是板料增厚最多的区域，其厚度达到了 0.4378mm，而凸模圆角部分是板料减薄最多的区域，最小厚度为 0.3593mm。这与文献[23]中关于拉深变形的理论是一致的，即在平面凸缘部分时拉深的主要变形区，此处最容易失稳起皱；凸模圆角部分为过渡区，此处是整个拉深件强度最薄弱的地方，是拉深过程中的“危险截面”，

最容易发生拉裂。因此，证明了 Dynaform 的模拟计算是准确可信的，可以将其用于该类零件的拉深成形模拟及其压边力的优化。

由于压边力为 15kN 时凸缘出现了起皱的缺陷，根据压边力理论可适当加大压边力的数值来消除起皱。因此，本文再采用了 20kN、30kN、40kN、50kN 这样一组压边力值继续进行数值模拟实验来寻找优化的压边力值。从图 2-11 中可以看出，其它条件不变的情况下，随着压边力的增大，起皱得到明显的改善，起皱区域逐渐缩小，安全区域扩大，40 kN 时开始有破裂危险区域，50 kN 时出现了明显拉裂区域。模拟结果的相关数据统计如表 3-2 所示。

表3-2 数值模拟数据统计表

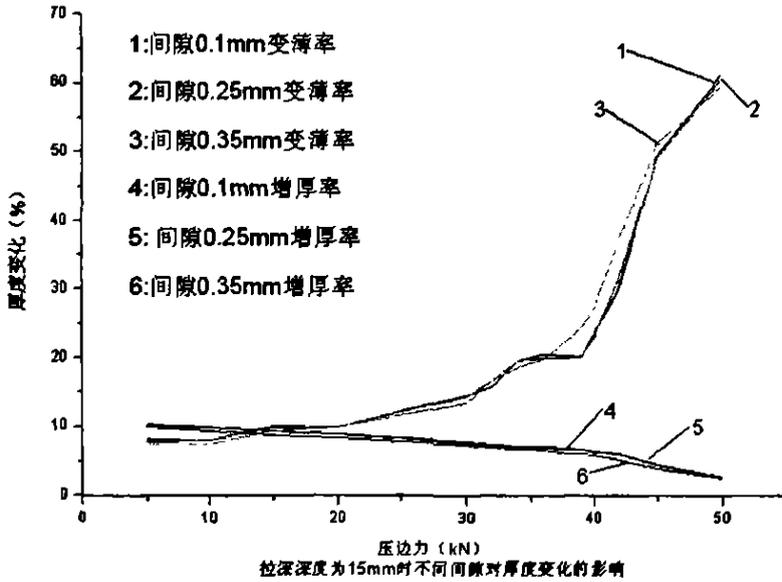
压边力 (kN)	15	20	30	40	50
最大厚度 (mm)	0.4378	0.4362	0.4313	0.4256	0.4106
增厚率 (%)	9.45	9.05	7.83	6.4	2.65
发生区域	凸缘外沿	凸缘外沿	凸缘外沿	凸缘外沿	整个凸缘
最小厚度 (mm)	0.3593	0.3602	0.3429	0.3087	0.1573
变薄率 (%)	10.12	9.95	14.28*	22.83	60.68
发生区域	凸模圆角部分	凸模圆角部分	凸模圆角部分	凸模圆角部分	凸模圆角与直壁过渡部分
厚向应变最大值	0.2863	0.2935	0.2927	0.2972	0.9406
发生区域	凹模圆角部分 (四个对角)	凹模圆角部分 (四个对角)	凹模圆角部分 (四个对角)	凹模圆角部分 (四个对角)	部分直壁

从表中可以看出：随着压边力的不断增大，凸缘部分材料增厚率逐渐减小，而凸模圆角部分的变薄率却呈增长趋势，当压边力从 40kN~50kN 变化过程当中，变薄率增长速度最快，达到了 60.68%，出现了明显的拉裂，造成废品。因此，从模拟的结果可以看出，压边力在 15kN~40kN 之间是安全的。根据制件使用性能上的不同要求，可以在此范围内取一个最优的压边力值进行生产。

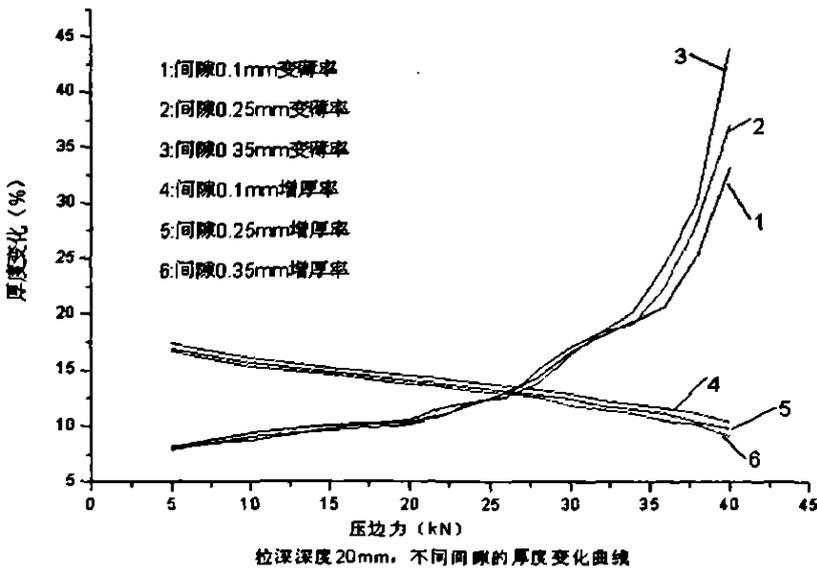
综上所述，当压边力过大或过小时材料厚度均会出现较大的变化，并且最

危险的区域在凸缘（起皱）或凸模圆角处（拉裂）。在实际的物理实验中，这些区域也是最容易出现问题的区域。因此，压边力不能取得太大也不能取得太小，应取得适中，文献[23]中所给的公式计算出的压边力基本能满足这些要求。^[28]

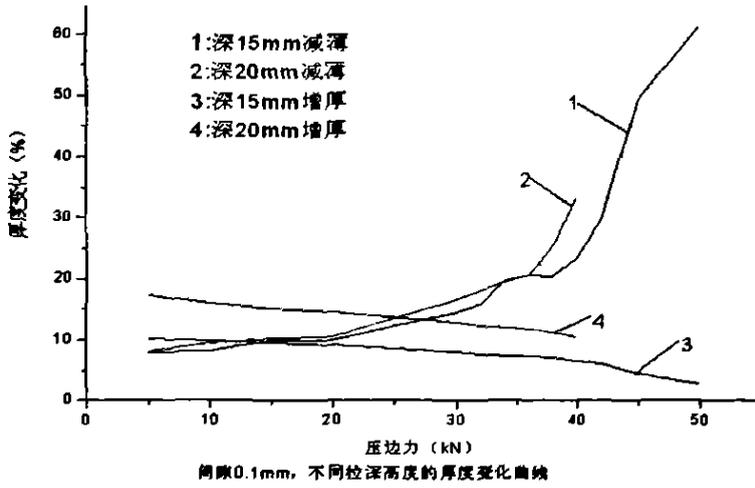
本课题中，需要利用数值模拟实验为后续的神经网络优化准备数据，因此针对不同的压边力，通过改变拉深间隙和拉深深度进行了大量的数值模拟实验，将其结果数据统计如图 2-18。



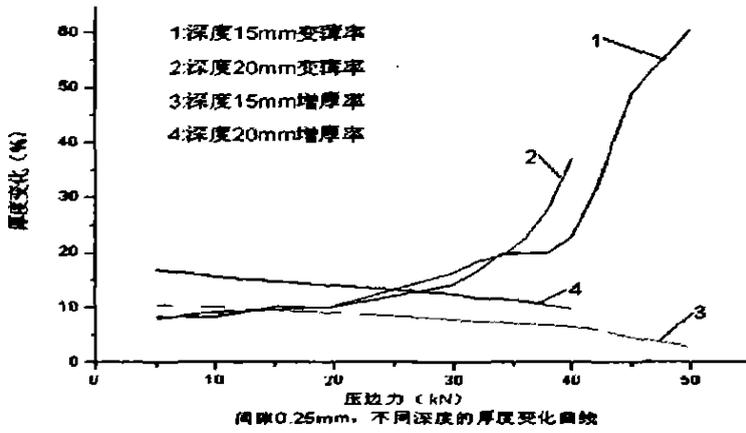
a)



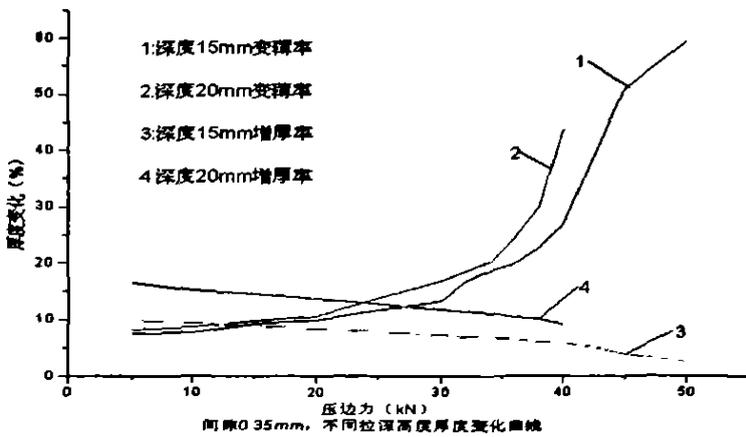
b)



c)



d)



e)

图 2-18 数值模拟实验结果分析曲线

从图中可以看出：其他条件一定时，随着压边力的增加制件的增厚率逐渐减小，而变薄率却逐渐增大（注：在所有的图表分析中都是指的最大变薄率和最大增厚率），且变薄率比增厚率的变化幅度要小。也就是说：随着压边力的增加，起皱的趋势逐渐得到控制而拉裂的危险却越来越大，特别是在达到某一压边力之后，变薄率急剧增加，制件明显地产生了拉裂的缺陷。

2.7 本章小结

从模拟结果与物理实验结果的对比可以看出，利用 Dynaform 能较好的模拟板料在成形过程的应力应变分布，实际中不易测量的部分也能通过计算机模拟反映出来。通过对大量模拟实验数据的分析，进一步研究了典型圆筒形件的成形特征及缺陷分析，同时验证了板料拉深成形的相关理论和规律，从而为压边力的优化系统开发奠定了理论基础。因此，通过该数值模拟实验，可以获得大量准确的数据，从而为后续的神经网络优化模块的数值精度提供了保证。

从不同的缺陷情况对比也可以发现，压边力是影响拉深工艺的重要参数，在计算机数值模拟基础上，通过引入神经网络技术开发相应的优化模块，利用一定的优化算法来寻找最优的压边力数值，可以对实际生产进行指导，以便选择合适的压边力，具有很大的实际应用价值。

第三章 BP 神经网络压边力优化系统的开发

3.1 BP 神经网络基本原理

3.1.1 引言

人工神经网络(Artificial Neural Networks)是采用物理可实现的系统来模仿人脑神经细胞的结构和功能。它是理论化的人脑神经网络的数学模型,是基于模仿大脑神经网络结构和功能而建立的一种信息处理系统^[29]。到目前为止,人工神经网络在理论上已很成熟,也已经在众多领域得到了广泛的应用。神经网络的模型很多,有自适应谐振理论(ART)、双向联想存储器(BAM)、Boltzmann机(BM)、反向传播网络(BP)、Hopfield网等等。其中BP神经网络是研究和应用最为广泛的网络模型之一,并且也是本论文采用的网络模型,所以这里主要介绍BP神经网络。

BP网络是一种多层前馈神经网络,由于网络的学习采用了误差反向传播(Error-Back-Propagation)的方法,其权值的调整是利用实际输出与期望输出之差,对网络的各层连接权由后向前逐层进行校正的计算方法,简称BP算法,此算法的网络也称为BP网络。BP算法主要是利用输入、输出样本集进行相应训练,使网络达到给定的输入输出映射函数关系。在人工神经网络的实际应用中,80%~90%的人工神经网络模型是采用BP网络或它的变化形式。^[30]

3.1.2 BP网络模型介绍

BP神经网络网络由输入层、隐含层和输出层构成。隐含层可以为一个或多个层。各层之间各个神经元实现全连接,而每层各个神经元之间无连接,且无输入输出反馈。BP算法是在有导师指导下的学习方法,建立在梯度下降法的基础上,当P个学习模式对提供给网络后,神经元的激活值,从输入层经中间层向输出层传播,在输出层的各神经元获得学习模式输入相应,即网络的实际输出,从而得到它与学习模式输出(期望输出)之间的误差。然后,按减少希望输出与实际输出误差的方向,通过修正各层神经元连接权值,逐次反向往输入层传播进行计算。反复地运用这两个过程,使得过程误差信号最小,最后使得信号误差满足给定的要求,网络就结束学习训练过程。实际上BP网络具有很强

的映射能力，假定隐含层神经元数目可以自由设定，那么只需一个隐层就可以实现以任意精度逼近任何函数。一个单隐层的前馈网络结构如图 3-1 所示。^[31]

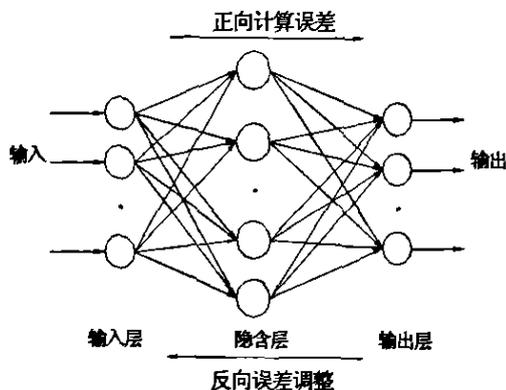


图 3-1 BP 模型结构图

3.1.3 BP 网络算法

如上所述，BP 算法在进行训练时，首先提供一组由样本输入和期望输出组成的样本对，通过正向计算性能指标函数是否满足要求，满足就训练结束。否则，就不断调整权值，使计算输出和期望输出一致。BP 神经网络通常有多层构成，包括输入层、中间层和隐含层。在此给出单隐层 BP 网络结构示意图 3-2 来说明算法的训练过程。

BP 网络算法过程主要由以下四部分组成：

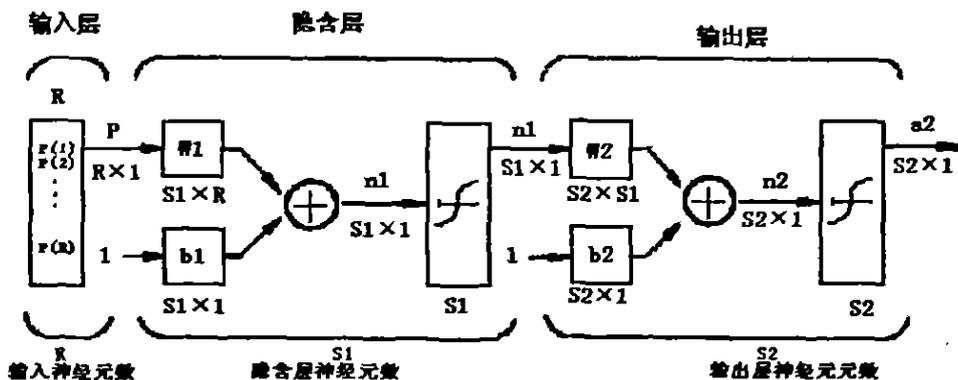


图 3-2 单隐层 BP 模型结构图

(1) 输入样本顺传播

输入样本传播也就是样本由输入层经中间层向输出层传播计算。这一过程主要是对输入样本求出它所对应的实际输出。

(2) 输出误差逆传播

在第一步的样本顺传播计算中我们得到了网络的实际输出值，当这些实际的输出值与期望输出值不一样时，或者说其误差大于所限定的数值时，就要对网络进行校正。

(3) 循环记忆训练

为使网络的输出误差尽可能的小，对于 BP 网络输入的每一组训练样本，一般要经过数百次甚至上万次的反复循环记忆训练，才能使网络记住这一样本模式。这种循环记忆训练实际上就是反复重复上面介绍的输入模式正向传播和输出误差逆传播过程。

(4) 学习结束的检验

当每次循环记忆结束后，都要进行学习是否结束的检验。检验的目的主要是检查输出误差是否已经符合要求。如果小到了允许的程度，就可以结束整个学习过程，否则还要进行循环训练。^[32]

3.2 软件系统的总体设计

3.2.1 软件工程概述

软件是程序、数据及相关文档的完整集合，是整个计算机系统中具体实现各种功能和操作的核心部分。1993 年，IEEE 将软件工程定义为是将系统化的、规范的、可度量的方法应用于软件的开发、运行和维护过程，即将工程化应用于软件中的方法的研究。实际上，软件工程是一门旨在生产无故障的、及时交付的、在预算之内的和满足用户需求的软件的学科，是采用工程的概念、原理、技术和方法来开发与维护软件，把经过时间考验而证明正确的管理方法和最先进的软件开发技术结合起来。^[33, 34]

系统设计是软件系统生命周期的第三个阶段，是在经过软件计划，需求分析阶段的工作后进行的，是系统开发阶段的开始。从工程管理的角度，系统设计分为总体设计和详细设计两个阶段。总体设计给出系统的整体模块结构，详细

设计给出各个模块的具体描述。从技术的角度,软件设计可分为系统结构设计、过程设计以及界面设计。系统结构设计定义软件系统各主要部件、成分之间的关系,过程设计则是把结构成分转换成软件的过程性描述。^[35、36]

3.2.2 系统的总体结构设计

总体设计过程是要寻找实现目标系统的最优方案,并为它准备一份系统流程图,列出组成系统的所有物理元素,进行成本/效益分析,并制定实现此方案的进度计划。完善的设计过程包括设想供选择的方案、选取合理的方案、选择最佳方案、功能的抽象和分解、设计软件结构、设计数据库、确定测试计划、书写总体设计文档以及复审^[37]。总体设计阶段的一个最重要的概念是模块化,即把软件分为可独立命名和编址的部件,每个部件称为一个模块,每个模块完成一个子功能,当把所有模块组装到一起成为一个整体时,便可以完成指定的功能。模块是数据说明、可执行语句等程序对象的集合,它是单独命名的且可通过名字来访问。模块与模块之间的相互联系程度用模块的独立性来表示。但通常模块之间总是相互联系的,很少是相互独立的。^[38]

开发阶段的主要任务就是需求分析、设计、编程和测试。在 Matlab 环境中进行 BP 神经网络设计是一个比较复杂的过程。虽然 Matlab 已经把各类算法都编制成函数程序供调用,但也需要用户对数据的输入方式、网络结构参数及 BP 网络的工具函数等理论和功能有足够的了解,才能建立合理的网络模型。此外,用户还要熟悉 Matlab 编程语言,才可以针对具体问题脚本编程运行并获取相关数据信息。当所分析的问题改变,用户就必须重新编制相应程序。考虑到降低用户使用要求,并方便的增加功能模块,作者利用 Matlab 工具进行了神经网络优化系统的界面开发。^[39]

好的界面设计对于一个系统的成功至关重要。系统开发中,软件开发人员不仅首先要负责用户界面的设计,也要负责界面的软件实现。根据系统功能的需要,结合具体界面设计原则,系统的界面设计布局如图 3-3 所示,主要有主界面和菜单两部分组成。主界面主要是作为训练功能核心模块的实现,而预测和优化模块分别作为一个菜单项实现。增加一些相应的功能菜单,便可以构成一个相对完整、使用方便的设计系统。^[40]

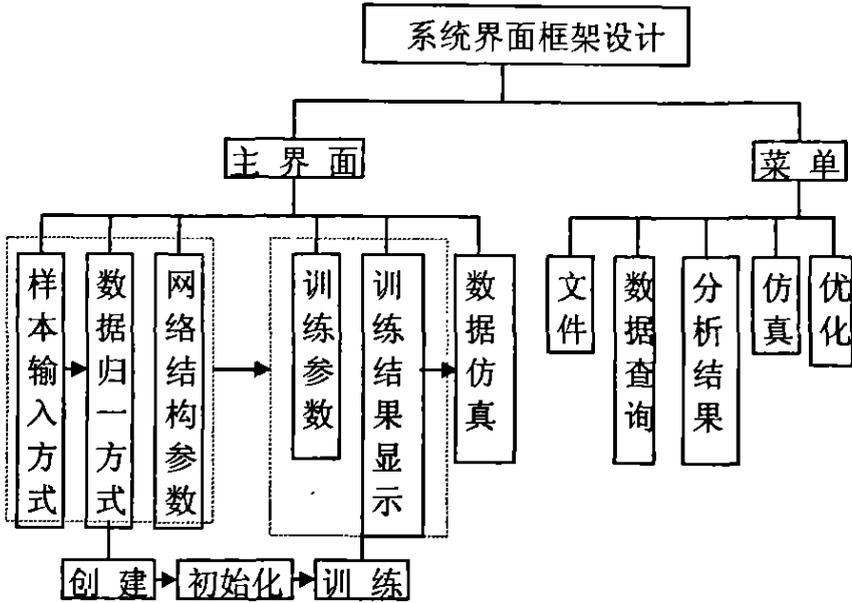


图 3-3 系统结构图

3.3 系统详细设计及 Matlab 神经网络工具箱的应用

详细设计就是要在总体设计阶段的成果基础上，考虑如何实现定义的软件系统，直到对系统中的每个模块给出足够详细的过程描述，从而在编码阶段可以把这个描述直接翻译成用选择的程序设计语言书写的程序。设计人员应为每个模块确定所采用的算法，确定每一模块使用的数据结构，确定模块结构的细节。^[41]

3.3.1 Matlab 神经网络工具箱(NNT)

Matlab 是美国 MathWorks 公司推出的用于科学与工程计算的数学工具软件。它是一种以数组和矩阵为元素高性能的编程软件，集成了计算功能、数据可视化功能和程序设计功能，广泛应用于数学计算、数学建模、应用仿真、数据分析可视化、科学与工程绘图等方面。Matlab 凭借其丰富的函数资源和工具箱资源使编程人员可以根据不同的需要选择相应的优化函数而不需要编写繁琐的程序代码而被称为第四代语言。该软件给用户带来直观、简洁

的程序开发环境。在图形用户界面编程能力方面和 VisualC++ 和 Visual Basic 等可视化编程软件相比功能相对较少。但随着 Matlab7.0 的推出,其界面编程能力有了很大提高,可以设计出功能强大、稳定可靠、优美的软件界面,完全满足软件开发需要。

拥有各类应用领域的工具箱是该软件的一大特色。所有这些工具箱都是由高水平的专家应用该领域内最新研究成果编写而成,所以用户无须编写基础程序,直接就可以应用,并且可以根据自己的需要进行添加改进。在 Matlab7.0 版本中,推出了最新的人工神经网络工具箱 Neural Network Toolbox 4.0.3 版本,几乎囊括了当前最新研究成果,包含了各种神经网络模型,集成了多种学习算法。

Matlab 神经网络工具箱中构造了各类典型激活函数,编写了各种网络设计与训练的子函数,网络设计者可以根据需要调用工具箱中相关程序进行训练,从而摆脱繁琐的编程。在本论文中,将主要涉及 BP 神经网络部分。虽然已对人工神经网络做了大量的研究,但依然没有一个通用的理论公式来指导,因此,在 Matlab 中对网络模型进行训练仿真之前,必须要对训练样本数据、网络模型、网络结构参数、学习算法等进行设计和确定。然后再在 Matlab 环境中进行网络创建、训练和仿真。^[42, 43]

3.3.2 网络的详细设计

3.3.2.1 样本输入方式设计

神经网络的设计是针对样本数据的训练,因此设计好的样本必须先以矩阵的形式写入到 Matlab 工作环境中去。样本数据的输入方式设计是整个主界面设计的第一步,其功能是提供训练所需样本。在有导师的 BP 神经网络学习算法训练中,样本数据是由样本输入和期望输出组成的样本对。设计中,分别进行输入样本和目标样本(期望输出)的数据输入。采用了两种输入方式:^[44, 45]

(1) 数据文本的读入

在 Matlab 编程环境中进行系统开发,可实现二进制 txt 格式和 Matlab 自身 m 文件格式的数据文本的调入。这需要在采用系统进行网络

设计之前就编写好数据的矩阵形式的文本文件, 行数为样本矢量个数, 列数为样本数。数据读入对话框如图 3-4 所示。

(2) 数据文本的写入

样本数据也可以采取实时写入的方式输入, 数据的输入需按照 Matlab 中矩阵的输入语法进行。当单击‘数据写入’按钮, 弹出数据输入框可进行数据输入, 如图 3-5 所示。当采用此种方式时, 系统会分别将数据在当前文件夹下存为二进制文本格式供调用或查询。无论采用哪种方式, 系统会根据输入的数据信息将样本矢量数和组数的信息输出到界面。

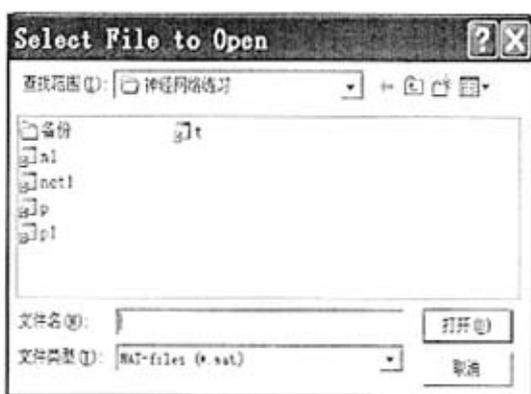


图 3-4 数据读入界面



图 3-5 数据输入界面

3.3.2.2 数据归一化设计

实际上, 通常各输入向量数量级相差很大, 会造成网络训练时权值阈值相差很大。事实上, 许多算法对权值范围都有限制。为此, 需要对输入数据进行归一化处理, 让各分量都 0~1 或 -1~1 之间变化。对输入的样本数据进行归一化处理通常是进行网络训练前的一个必要环节, 其目的在于减轻训练的难度, 消除各自计量单位不同的影响。样本数据输入之后, 如有必要可选择合适的归一方式进行标准化。同时, 系统在进行数据归一化处理前还设置了数据输入判断功能, 以保证输入样本和目标样本组数相同。

Matlab 提供了数据归一化的函数, 范围为 $[-1, 1]$, 语法为:

$$[pn, minp, maxp, tn, mint, maxt] = premmx(p, t)$$

$$[pn, minp, maxp] = premmx(p)$$

其中 p , t 分别为输入矢量和目标矢量矩阵。 p_n , t_n 分别为归一化后的输入输出矢量矩阵。 \min_p , \min_t 分别为输入输出矢量最小值矩阵。 \max_p , \max_t 分别为输入输出矢量最大值矩阵。

训练完毕之后, 进行数据仿真时, 需要采用 `postmnmx` 函数进行反归一化处理。对于非训练中的数据进行仿真, 应先利用 `trmnmx` 函数进行归一后仿真, 再采用 `postmnmx` 函数获得实际结果。

3.3.2.3 网络及训练参数设计

网络结构参数和训练参数的确定是神经网络创建并进行网络训练的前提, 也是需要根据经验慎重选择才能决定。所有这些参数在本系统中通过主界面输入, 其界面设计也是主界面设计的最重要部分。人工神经网络主要参数包括隐层数、隐层神经元数、训练函数、学习函数、传递函数和训练参数。训练参数主要由训练函数决定, 不同的训练函数有不尽相同的训练参数。在对实际问题进行处理的时候, 通常只采用单隐层网络结构。这是因为单隐层网络已能以任意精度逼近任意非线性函数。

1. BP 网络结构及训练参数介绍

本系统的开发是基于 Matlab 基础之上的, 编程时直接调用了 Matlab 神经网络工具箱中的函数源程序, 系统开发中涉及到的一些主要函数功能和作用如下:

1) 传递函数

传递函数是神经元上根据节点的净输入计算输出的功能函数。传递函数有线性传递函数 `purelin`、对数 S 型传递函数 `logsig` 和双曲正切 S 型传递函数 `tansig` 三种, 如图 3-6 所示。

2) 训练函数

BP 神经网络的训练过程包括正向和反向传播。如前所述, 正向传播时, 根据输入矢量获得输出矢量; 反向传播时, 根据误差信号修改权值及阈值。这个过程不断迭代, 最后当信号误差达到允许范围时, 训练结束并获得反映网络输入输出关系的各层权值和阈值矩阵。这部分工作是由训练函数来完成, 实际上是一个误差最小化求解过程。关于最小化问题的求解方法, 其中最为基本的算法为基于梯度的最陡下降法和牛顿法两种, 其它算法可视为这两种方法的变形。

Matlab 中已将许多先进的 BP 训练算法编制为函数程序供直接调用，系统开发中涉及到的主要 BP 神经网络的训练函数及其功能介绍如表 3-1。

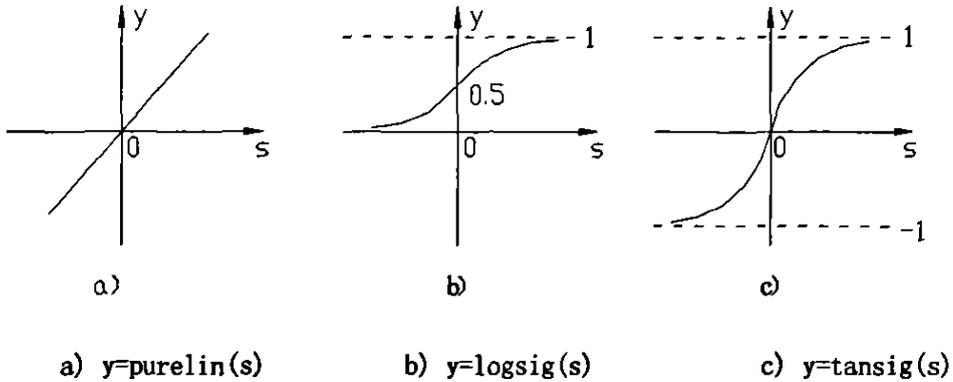


图 3-6 传递函数图形

表 3-1 训练函数及功能描述

函数	功能描述
trainlm	采用 Levenberg-Margqardt 反向传播算法对网络进行训练
traingd	采用梯度下降反向传播算法对网络进行训练
traingdx	采用自适应学习速率动量梯度下降方向传播算法对网络进行训练
trainbfg	采用 BFGS 准牛断反向传播算法对网络进行训练
trainrp	采用弹性反向传播算法对网络进行训练
traingda	采用自适应学习速率梯度下降反向传播算法对网络进行训练
traingdm	采用动量梯度下降反向传播算法对网络进行训练
trainoss	采用一步正割反向传播算法对网络进行训练
traingcp	采用 Polak-Ribiere 共轭梯度反向传播算法对网络进行训练
traingcf	采用 Fletcher-Powell 共轭梯度反向传播算法对网络进行训练
traingb	采用 Powell-Beale 共轭梯度反向传播算法对网络进行训练

3) 学习函数

学习函数的返回值是每一层的权值修正矩阵和阈值修正矢量，学习函数的实质就是进行反向传播。这些函数在程序总不被直接调用，当网络利用训练函数进行训练时，再由训练函数调用设置好的相应学习函数。BP 神经网络的主要学习函数及其说明介绍如表 3-2。

表 3-2 学习函数及描述

函数	描述
learnngd	梯度下降权值和阈值学习函数
learnngdm	动量梯度下降权值和阈值学习函数

4) 训练参数

网络训练的训练参数一般是由所选择的训练函数决定的。在本系统中可选训练算法函数如表 3-1，这决定了选择不同的训练函数就要相应确定训练参数。在 Matlab 环境下进行神经网络训练，可通过编制脚本文件或直接在工作空间输入训练参数命令更改参数值，若不输入表明参数取默认值。在开发的系统中，采用了界面方式进行参数输入，参数就设为默认值，用户可根据需要进行修改。系统中需调用的 Matlab 训练参数如表 3-3。

表 3-3 训练参数及功能描述

参数	功能描述
最大训练次数	网络进行权值和阈值调整的的总次数
误差指标	学习训练性能收敛误差
显示最大训练频率	两次显示之间的训练次数
学习率	权重值调整量与误差对权重导数的正比系数
动量常数	调整训练中权值变化的影响
学习率增加比	学习率增加比例因子
学习率减少比	学习率下降比例因子
调整参数	Marquardt调整参数
调整参数增加比	调整参数下降比例因子
调整参数较少比	调整参数上升比例因子

3.3.2.4 训练过程设计

BP 神经网络的训练可以使用函数 train 和 adapt。在 Matlab 中都采用的是批处理模式的训练函数。训练前根据训练函数的不同需要设置不同的训练参数，如若不设置表明训练参数均采用默认值。以 train 函数方式进行训练的语法为：

$$[\text{net}, \text{tr}, \text{Y}, \text{E}] = \text{train}(\text{net}, \text{p}, \text{t})$$

其中 p 为网络输入, t 为目标矢量, tr 为训练记录, Y 为网络输出, E 为网络输出和目标矢量之间误差。

在进行神经网络训练时, 训练过程是个动态的过程。随着训练次数的增加, 网络误差和梯度变化均向着不断减少的方向进行。通过对 BP 算法各源程序进行修改并编制程序将相应变化的数据输出到界面上, 可反映出训练状态的一个动态变化过程。训练过程界面设计主要包括训练误差、训练梯度、训练时间和训练次数四个参数。训练后的权阈值矩阵可保存在当前模型文件夹中以便将来调用。

3.3.2.5 仿真设计

网络的仿真是神经网络应用的一个重要环节。在网络进行训练之后, 可以调用仿真函数进行求值和应用。其语法为

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

其中 net 为训练好的网络对象, p 为输入数据向量矩阵, a 为网络输出。若训练前进行过归一处理, 需要进行反归一设置。

网络训练完毕后, 既要考察非训练样本能否给出正确输入输出关系的能力, 也要计算测试样本的输入值。Matlab 中可以调用仿真函数 `simuff` 对输入数据进行正向传播计算, 获得训练后网络输出值, 从而实现神经网络预测功能。在本系统中设计中, 可在输入框中输入样本矢量, 运行仿真按钮可实现仿真功能, 并可输出结果输出到界面相应输出框。

3.4 人机界面设计及 Matlab 开发工具的应用 [46]

人机界面 (Human-Computer Interface, 简称 HCI), 又称人-机接口或图形用户界面 (Graphic User Interface, 简称 GUI)。人机界面设计是软件系统设计的重要组成部分, 原先是作为总体设计中的一部分。随着技术的发展, 出现了直接操纵的界面, 人机界面的开发已不是单纯的设计和实现的问题。为了满足用户对界面要求, 在很大程度上也要对界面设计进行分析, 并且需要融入大量其它学科的知识。因此, 人机界面的设计在系统中的比重越来越大, 可能达到设计总量的 60%-70%。

现今的计算机软件系统大多采用图形方式的人机界面。它大量使用图形、语言和其它交换媒介以形象、直观、易学、易用等特点拉近了人与计算机之间的距离，让人可以凭借生活常识、经历和推理来操纵软件，愉快的完成任务。在支持图形用户界面开发的系统中，最常用的是与编程语言结合为一体的可视化编程环境(如 Visual C++, Visual Basic, Delphi 等)。它采用“所见即所得”的开发方式，利用界面元素(窗口、菜单、对话框、滚动条、按钮等)直接构造自己需要的界面，而不是使用形式化的编程语言。

3.4.1 Matlab 开发工具

Matlab 不仅是一种应用广泛的科学计算软件，具有强大数值运算等功能，也可以象 Visual Basic、Visual C++ 等可视化编程语言一样，进行程序设计和界面设计。同高级编程相比，Matlab 具有语言结构简单、程序语句可读性好、调试简单易行等优点。在创建图形用户界面方面，特别在 Matlab7.0 版本中，图形用户功能得到很大增强和改进。借助 Matlab 的编程语言和图形用户界面创建功能可以进行系统的开发和实现。

3.4.1.1 编程语言

事实上，Matlab 语言是一种解释语言。它所编写的只在 Matlab 系统中运行的以 `m` 为扩展名的程序文件，称为 `m` 文件。`m` 文件分为两类：命令文件和函数文件。

1. 命令文件

命令文件就是命令行的简单叠加，没有输入输出参数。它的运行相当于在命令窗口中逐行输入并运行命令，这样可避免用户重复性的工作。

2. 函数文件

函数文件通常包含输入参数并返回输出参数，主要解决参数传递和函数调用问题。函数文件执行后，只保留最后结果，不保留任何中间过程，其所定义的变量只在函数内部起作用。

3.4.1.2 图形用户界面(GUI)

为方便用户制作图形界面，自从 Matlab5.x 开始就为用户提供了导向性的界面设计工具 Guide, 用户可以利用它进行‘所见即所得’的界面设计。图形用户界面开发，实际上就是开发者根据用户需要定制用户和 Matlab 之间的交互方式。图形用户界面主要为三类：控件、菜单和对话框。下面分别对 Matlab 的图形界面对象做简单介绍。

1. 菜单

Matlab 中采用 `uimenu` 函数定义系统窗口中的层次菜单和下一级子菜单，当一个菜单被选中，该菜单与它的下一级菜单也将显示。调用格式如下：

```
Handle=uimenu(parent,'PropertyName',PropertyValue,...)
```

其中 `parent` 表明创建的菜单为 `parent` 所指定的子菜单，‘`PropertyName`’为属性，`PropertyValue` 为属性值，`handle` 为句柄。该函数表明在指定的父菜单 `parent` 下创建句柄为 `handle` 的子菜单，同时将创建的菜单赋值给句柄 `handle`。上述语法格式若无 `parent` 表明在当前图形窗口创建菜单，若无 `handle` 表明不返回句柄值。

菜单属性可在对象建立时定义，也可以通过函数 `set` 与 `get` 来定义和查询。`uimenu` 对象中属性很多，其中最重要的属性是‘`Label`’和‘`Callback`’。‘`Label`’属性值是菜单条和下拉菜单项上的文本字符串，以确认菜单项。‘`Callback`’属性值是 MATLAB 字符串，当选中菜单项时，它执行相应脚本或函数文件。

用 `uimenu` 函数在句柄为 `h0` 的图形窗口中建立‘文件’菜单并在其下建立若干相应子菜单，程序如下：

```
h_file=uimenu(h0,'label','文件','position',1);  
h_filenew=uimenu(h_file,'label','新建','callback','My_newmodel');...  
h_fileopen=uimenu(h_file,'label','打开','callback','My_openmodel');...  
h_filesave=uimenu(h_file,'label','保存','callback','My_save');...  
h_filesaveas=uimenu(h_file,'label','另存','callback','My_saveas');...  
h_fileexit=uimenu(h_file,'label','退出','separator','on','callback',... 'clo
```

se(gcf));

其中' separator' 为分隔符, 属性值为' on', close(gcf)为关闭当前图形。执行后, 窗口界面上下拉菜单如图 3-7 所示。

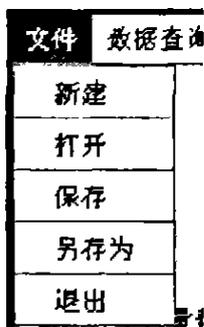


图 3-7 运行后窗口下拉菜单

2. 控件

Matlab 中用函数 uicontrol 创建控件对象, 并可通过它运行图形用户界面。当控件被选中, 将执行相应操作。系统中支持多种类型的控件, 如表 3-4 所示。

表 3-4 控件函数及其说明

控件类型	控件含义说明
Push buttons	对象本身标有文本。单击按钮, 执行由回调字符串所定义的动作。
Radio buttons	一个标志并和标志文本的左端一个小圆圈组成。典型地用在一组互斥的选项中选择一项。
Static text labels	显示静态文本, 经常是作为其他控制对象的标签, 以提供相关信息。
Editable text fields	是用户输入与修改文本文字的区域, 可作为参数传递和返回的窗口。
Pop-up menus	典型地用于向用户提出互斥的一系列选项清单, 让用户可以选择
List boxes	该控件显示一些项目列表, 允许用户选择一个或多个项目。
Sliders	允许用户通过移动某一范围之内的滑块来输入一个指定的数值。
Toggle buttons	单击切换它们的状态, 执行相应回调函数。
Check boxes	由具有标志并在标志的左边的一个小方框所组成。提供用户多个独立的选择

函数 `uicontrol` 的调用格式如下：

```
handle=uicontrol(parent,'PropertyName',PropertyValue,...)
```

其中 `parent` 表明创建的控件所在的句柄为 `parent` 图形窗口，‘`PropertyName`’为属性，`PropertyValue` 为属性值，`handle` 为控件句柄。`uicontrol` 函数同样也有很多属性，可以在可在对象建立时定义，也可以通过函数 `set` 与 `get` 来定义和查询。其中最重要的几个属性为 ‘`Label`’、‘`Callback`’ 和 ‘`Style`’。前两个同 `uimenu` 属性含义相同，‘`Style`’ 定义控件类型。

3. 对话框

通常在设计图形用户界面程序时除了用到菜单、控件外还常常有另一种人机交互方式-对话框。对话框可以进一步增加程序的人性化，方便用户对程序的操作。Matlab 中提供了 `dialog` 函数可以直接建立自己风格的对话框，其属性对象和 `figure` 函数一致。理论上在各种对话框均可以通过编程的方式建立。考虑到减少编程工作量及很多专门作用的对话框格式十分固定，Matlab 提供了多种建立专用对话框的函数和调用标准对话框函数。这些函数提供了很大的方便，同时也保证了界面的规范统一。专用和标准对话框函数分别如表 3-5 和表 3-6 所示。

上述内容对设计图形界面程序三种类型做了简单的说明。此外，在最新版本 Matlab7.0 中新增了 `uipanel` 和 `uibuttonroupp` 界面函数增强控件分组视觉效果。

表 3-5 建立专用对话框的函数

函数	对话框类型
<code>ErrorDlg</code>	错误对话框
<code>HelpDlg</code>	帮助对话框
<code>InputDlg</code>	输入对话框
<code>Pagedlg</code>	页面设置对话框
<code>Printdlg</code>	打印设置对话框
<code>Questdlg</code>	问题对话框
<code>Warndlg</code>	警告对话框
<code>Msgdlg</code>	消息对话框

表 3-6 调用标准对话框的函数

函数	标准对话框
Uigetfile	选择文件对话框
Uiputfile	选择路径对话框
Uisetfont	字体设置对话框
Uisetcolor	颜色设置对话框

3.4.2 主界面设计

系统的主界面是 BP 神经网络的设计和训练实现部分，各类参数的输入主要通过此界面实现。保证参数能够正确、及时和高效地向系统输入的设计对系统的质量有着重要的影响。而在这一部分主要由数据输入、归一处理、结构参数设置和训练参数设置依次进行操作实现。针对其步进特点，在系统总体结构进行设计规划前提下采用边设计边编程边测试的方法进行，逐步进行功能扩展，并对相关理论进行说明。主界面设计主要由如下几部分构成：

3.4.2.1 参数输入界面设计

参数输入界面是作为神经网络结构和训练参数获取的渠道，其输入值将决定所建立神经网络模型和训练方式。参数界面有网络结构参数和由选择的训练参数所决定的训练参数两部分组成。Matlab 软件采用 GUI 界面设计语言提供了大量控件进行参数输入的设计，并通过控件的回调函数调用相应源程序实现系统功能。网络参数界面输入设计流程如图 3-8，其不仅仅表明了系统中参数选择和输入的一个流程，也表明了此参数输入部分的界面设计要素。

应用 Matlab 界面设计语言 GUI 和编程语言进行了参数输入界面设计，程序编译后界面如图 3-9。

由图 3-9 可知，在 BP 神经网络系统开发中完全实现了参数的界面输入，在设计中提供了单双隐层可供选择，通过界面隐层数目的切换，可激活或屏蔽由于隐层数目改变而要求的参数输入。网络结构参数均预先设置了输入值，对于各隐层神经元数可通过修改数字确定，其他均是通过下拉菜单进行选择。训练

参数输入值都是根据 Matlab 中神经网络各算法的训练参数默认值确定, 均可根据用户具体要求进行设置。

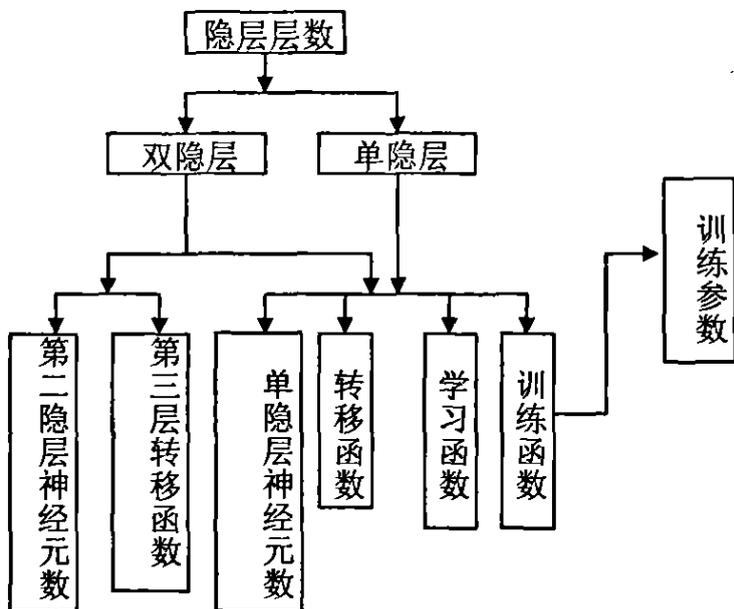


图 3-8 参数界面输入设计流程图

隐层数 <input type="radio"/> 单隐层 <input checked="" type="radio"/> 双隐层		训练参数	
网络参数		最大训练次数: <input type="text" value="1000"/>	学习率增加比: <input type="text" value="1.0E"/>
隐层神经元个数: 第一层: <input type="text"/> 第二层: <input type="text"/>		误差指标: <input type="text" value="0.001"/>	学习率减少比: <input type="text" value="0.7"/>
训练函数: <input type="text" value="trainlm"/>	学习函数: <input type="text" value="learnqd"/>	显示训练频率: <input type="text" value="20"/>	调整参数(Mu): <input type="text" value="0.001"/>
转移函数: 第一层: <input type="text" value="tansig"/>	第二层: <input type="text" value="tansig"/>	学习率(Lr): <input type="text" value="0.01"/>	调整参数增加比: <input type="text" value="10"/>
第三层: <input type="text" value="tansig"/>	<input type="button" value="设置"/>	动量常数(Mc): <input type="text" value="0.9"/>	调整参数减少比: <input type="text" value="0.1"/>

图 3-9 网络参数及训练参数设置界面

3.4.2.2 系统的退出

在一般软件中，程序应有自动提示功能，以确认用户是否真正要推出软件操作，防止用户因误操作所造成的数据未存盘而引起的数据丢失。本系统中设系统退出确认对话框如图 3-10。



图 3-10 系统退出确认对话框

3.4.2.3 菜单设计

前文主界面设计主要是实现神经网络训练，并将结果数据输入到 Matlab 工作空间中，菜单设计主要是在训练结束后实现相应的后处理功能。通过对神经网络设计的特点分析，菜单设计主要由各个菜单项构成，分别实现不同的功能。下面分别对各菜单项设计功能进行简要说明。

1. 文件菜单

在文件菜单中，实现与其他 Windows 应用程序类似的常用命令。如新建、打开、保存、另存为等，如图 3-7 所示。

2. 数据查询菜单

通过神经网络的分析，会产生许多相关的分析数据并将其存贮在 Matlab 的工作空间，通过点击数据查询菜单，弹出对话框可分别对各类数据进行查询。

3. 训练结果菜单

训练结果菜单中包括性能曲线和权阈值矩阵图两项子菜单。性能曲线是指神经网络训练收敛变化过程，通过计算输出矢量和目标矢量之间的均方误差来反映学习训练的性能。权阈值矩阵可以直观反映出各权阈值的大小分布。

4. 仿真菜单

点击仿真菜单弹出对话框进行数据输入仿真，同主界面中数据仿真功能相

似。

5. 帮助菜单

对于任何一个软件系统而言，帮助文件是用户学习和操作软件所必备的使用说明书。Matlab 软件就包含了涉及其操作使用的理论和应用的在线帮助信息。作为在 Matlab 软件上进行二次开发的神经网络设计系统，同样需要添加帮助文档，以便于用户的学习和掌握。

3.4.3 系统实现

图 3-11 为整个 BP 神经网络设计系统编译运行后的系统界面，神经网络的设计分析可以在此系统中实现。整个系统运行实现流程图如图 3-12 所示。



图 3-11 编译运行后系统界面

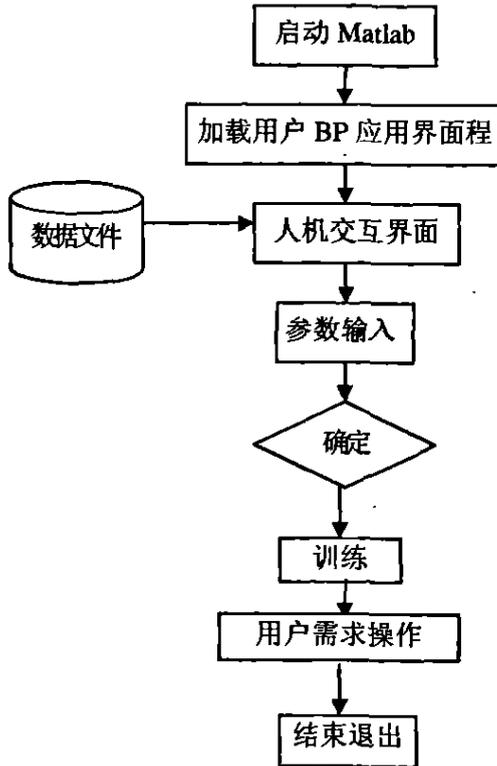


图 3-12 系统运行实现流程图

3.5 本章小结

本章主要采用面向用户的设计模式,结合 Matlab 开发工具,按照神经网络设计分析的过程为核心进行系统设计,并在此基础上完成辅助功能的设计。在设计过程中,所做的工作主要是从 Matlab 神经网络工具箱针对 BP 神经网络设计所需的常用功能函数进行归纳提取,按照神经网络设计分析的过程进行整理和布局,实现系统的用户化和实用化。本系统是基于 Matlab 软件环境以软件工程的思想进行开发,不仅继承了 Matlab 软件的优点,也具备应用软件的相关特征,其主要特点如下:

a. 该系统是在 Matlab 软件的基础上开发的,虽然需要在 Matlab 环境中运行,但实际上是一个相对独立的系统,可以将 Matlab 视为一个运行的后台,系统只是向其工作空间输入或从中获取数据。此外,该系统具备良好的扩展性,可

根据需要不断扩展其功能。

b. 该系统作为一个相对独立的应用程序，在设计过程依据神经网络设计特点，采用了面向用户的设计模式，不仅为用户提供了友好的操作界面，达到易学易用的效果，也降低了用户对神经网络理论理解和 Matlab 软件工具功能使用要求，可以十分方便快捷地建立合理的神经网络模型进行分析，大大方便了用户的使用。

c. 该系统是以 BP 神经网络算法为基础，这是因为 BP 网络的特点决定了在人工神经网络实际应用领域中，大多数应用是采用 BP 网络及其变化形式，BP 网络具有很大的实用性和应用性。在本系统中，不仅可以对实际问题的样本数据进行 BP 神经网络设计分析，获得仿真输出矢量值，也能通过输入期望的相关结果而得到所对应的优化压边力值，具有通用化和专业化特点。

第四章 压边力优化设计在系统中的应用

4.1 圆筒形件拉深压边力优化方案

压边力优化控制的目的是既要预防起皱,又要防止破裂。为了确定最佳压边力值,必须根据理论公式有针对性地选择对压边力最有影响的因素作为系统的输入参数。到目前为止,建立关于压边力计算准确的数学模型仍然处于初步阶段,特别是复杂形状板料成形过程目前还没有较准确的压边力公式。但是可以找出对压边力影响最显著的物理量并将它们作为神经网络的输入参数,而神经网络适合在没有明确的计算公式的情况下对数据进行处理,因此用神经网络实现压边力优化控制很方便。^[47]

拉深过程中的主要变量可以分为模具几何参数、毛坯几何参数、材料性能参数、工况参数、宏观几何参数、宏观力学参数、微观几何参数和微观力学参数共 8 类 19 种,参见表 4-1。^[48]

表 4-1 典型圆形零件拉伸过程中的主要变量

参数类型	参数名称	说明
模具几何参数	凸模直径 D_p , 凸模圆角半径 r_p , 凹模直径 D_d , 凹模圆角半径 r_d	模具结构尺寸已知
毛坯几何尺寸	毛坯直径 D_0 , 毛坯厚度 t_0	拉深前确定已知
材料性能参数	硬化指数 n , 强度系数 B 厚向异性指数 γ , 抗拉强度 σ_b	对同一牌号且同一批次的材料相同, 拉深前可测知
工况参数	摩擦系数 μ	随润滑条件改变, 未知
宏观几何参数	拉深深度 h , 锥壁角度 α , 凸缘半径 R	三者可以相互表达, 未知
宏观力学参数	拉深力 p 压边力 f	未知控制量
微观几何参数	质点位移 u , 应变分布 ϵ_s	未知
微观力学参数	应力分布 σ_s	未知

其中前 4 类变量不随拉深过程而变化, 同时微观几何参数和微观力学参数不易测出, 同时考虑到神经网络的相关条件, 可以选取拉深深度、拉深间隙、最大变薄率、最大增厚率作为神经网络输入参数, 输出参数为压边力 F 的值。

4.1.1 BP 网络训练设计过程

4.1.1.1 训练样本组织

在第三章的圆筒形件数值模拟实验中，我们已得到 84 组数据。神经网络的设计是针对样本数据的训练，因此要将设计好的样本以矩阵的形式写入到 Matlab 工作环境中去，或者以数据文件的方式直接导入。本文中的学习样本数据统计如表 4-2、表 4-3 所示。^[49, 50]

表 4-2 拉深深度为 15mm 数值模拟实验结果数据统计

压边力 (kN)	模具间隙 (mm)	最大减薄率 (%)	最大增厚率 (%)	模具间隙 (mm)	最大减薄率 (%)	最大增厚率 (%)	模具间隙 (mm)	最大减薄率 (%)	最大增厚率 (%)
5	0.1	7.875	10.2	0.25	8.225	10.325	0.35	7.625	9.85
10	0.1	8.175	9.925	0.25	8.175	9.975	0.35	7.65	9.475
15	0.1	9.925	9.425	0.25	10.175	9.45	0.35	9.325	8.925
20	0.1	9.925	9.025	0.25	9.95	9.05	0.35	10	8.5
30	0.1	14.575	7.95	0.25	14.275	7.825	0.35	13.375	7.45
32	0.1	15.875	7.675	0.25	16.725	7.425	0.35	16.75	7
34	0.1	19.575	7.25	0.25	19.575	7.2	0.35	18.725	6.8
36	0.1	20.55	7.125	0.25	20	7.05	0.35	19.9	6.575
38	0.1	20.425	6.95	0.25	19.95	6.875	0.35	22.75	6.075
39	0.1	20.25	6.9	0.25	20.45	6.75	0.35	24.125	6.125
40	0.1	23.325	6.375	0.25	22.825	6.4	0.35	26.95	5.925
42	0.1	29.85	6.175	0.25	31.475	6	0.35	36.975	5.275
45	0.1	49.325	4.4	0.25	49.025	4.4	0.35	51.2	3.875
50	0.1	61.2	2.625	0.25	60.675	2.65	0.35	59.475	2.525

表 4-3 拉深深度为 20mm 数值模拟实验结果数据统计

压边力 (kN)	模具间隙 (mm)	最大减薄率 (%)	最大增厚率 (%)	模具间隙 (mm)	最大减薄率 (%)	最大增厚率 (%)	模具间隙 (mm)	最大减薄率 (%)	最大增厚率 (%)
5	0.1	8.2	17.4	0.25	7.975	16.925	0.35	8.25	16.65
10	0.1	9.45	16.075	0.25	9.075	15.625	0.35	8.7	15.275
15	0.1	10.125	15.15	0.25	9.725	14.825	0.35	9.75	14.575
20	0.1	10.3	14.525	0.25	10.15	14.025	0.35	10.6	13.725
22	0.1	11.025	14.25	0.25	10.975	13.8	0.35	11.575	13.55
24	0.1	11.925	13.875	0.25	12.15	13.475	0.35	12.25	13.1
26	0.1	13.025	13.525	0.25	12.625	13.125	0.35	12.6	12.9
28	0.1	14.375	13.25	0.25	13.775	12.8	0.35	15.1	12.5
30	0.1	16.6	12.875	0.25	16.35	12.45	0.35	17.025	11.85
32	0.1	18.125	12.35	0.25	18.45	11.825	0.35	18.425	11.525
34	0.1	19.35	11.975	0.25	19.125	11.5	0.35	20.15	11.2
36	0.1	20.6	11.625	0.25	22.35	11.15	0.35	24.45	10.475
38	0.1	25.125	11.2	0.25	28.15	10.35	0.35	29.925	10.075
40	0.1	33.325	10.4	0.25	37.05	9.775	0.35	43.975	9.125

4.1.1.2 网络的层数

理论上已经证明：具有偏差和至少一个 S 型隐含层加上一个线性输出层的网络，能够逼近任何有理函数。这实际上已经给了我们一个基本的设计 BP 网络的原则。增加层数主要可以更进一步的降低误差，提高精度，但同时也使网络复杂化，从而增加了网络权值的训练时间。而误差精度的提高实际上也可以通过增加隐含层中的神经元数目来获得，其训练效果也比增加层数更容易观察和调整。输入神经元数可以根据需要求解的问题和数据所表示的方式来确定。问

题确定后，输入层与输出层的神经元数就随之确定了。在设计中应当注意尽可能的减少网络模型的规模，以便减少网络的训练时间。

本文中已确定输入参数为拉深深度、拉深间隙、最大变薄率、最大增厚率，输出参数为压边力 F 的值。基于以上考虑，本文中的压边力优化系统 BP 网络选择单隐层的神经网络。其模型结构如图 4-1 所示。^[51]

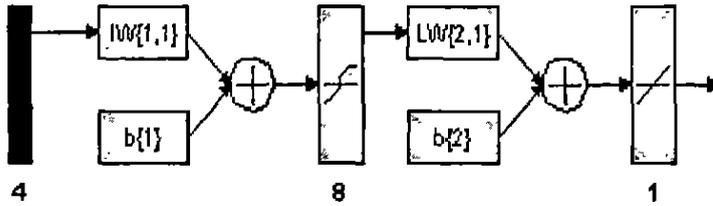


图 4-1 网络模型结构

4.1.1.3 隐含层的神经元数

网络训练精度的提高，可以通过采用一个隐含层，而增加其神经元数的方法来获得。这在结构上的实现，要比增加更多的隐含层要简单得多。那么究竟选几个隐含层节点才合适，这在理论上并没有一个明确的规定。在具体设计时，比较实际的做法是通过对不同神经元数进行训练对比，然后适当的加上一点余量。如果神经元数太少，网络不能很好的学习，需要训练的次数也多，训练精度也不高。一般而言，网络隐含层神经元的个数越多，功能越大，但当神经元数太多，一般循环次数，也就是训练时间也随之增加。实际上在进行函数逼近时，隐含层神经元数过大，可能导致不协调的拟合。网络隐含层节点数的选择是有一个较广的范围的。不过从网络实现的角度上说，倾向于选择较少的节点数。一般地讲，网络隐含层节点数的选择原则是：在能够解决问题的前提下，再加上 1 到 2 个神经元以加快误差的下降速度即可。

基于上述原因，在压边力优化网络系统中，初步考虑分别采用 5 个和 8 个隐层神经元数进行训练。从训练时间和精度方面对比，发现两种方法都能够达到预设的训练精度，但明显 8 个神经元的网络精度较高，而训练时间并没有明显增加。因此，对于圆筒形件拉深的压边力优化 BP 网络，其隐层神经元个数定为 8 个（详细对比见 4.2 节）。^[52]

4.1.1.4 初始权值的选择

由于系统是非线性的，初始值对于学习是否达到局部最小、是否能够收敛以及训练时间的长短的关系很大。如果初始权值太大，使得加权后的输入和 n 落在了 S 型激活函数的饱和区，从而导致其导数非常小。所以，一般总是希望经过初始加权后的每个神经元的输入值都接近于零，这样就可以保证每个神经元的权值都能够在它们的 S 型激活函数变化最大之处进行调节。所以，一般取初始权值在 $(-1, 1)$ 之间的随机数。在 Matlab 工具箱中可采用函数 `initnw.m` 初始化隐含层权值 $W1$ 和 $B1$ 。

但对于本文中的 BP 网络，采用默认的初始权值进行训练就能取得满意的效果，而采用 `initnw.m` 函数初始化后的训练效果反而不好。因此，决定采用系统默认的初始权值。^[63]

4.1.1.5 学习速率

学习速率决定每一次循环训练中产生的权值变化量。大的学习速率可能导致系统的不稳定；但小的学习速率导致较长的训练时间，可能收敛较慢，不过能保证网络的误差值不跳出误差表面的低谷而最终趋于最小误差值。所以在一般情况下，倾向于选取较小的学习速率以保证系统的稳定性。学习速率的选取范围在 $0.01 \sim 0.8$ 之间。和初始权值的选取过程一样，在一个神经网络的设计过程中，网络要经过几个不同的学习速率的训练，通过观察每一次训练后的误差平方和的下降速度来判断所选定的学习速率是否合适。对于每一个具体网络都存在一个合适的学习速率。但对于较复杂的网络，在误差曲面的不同部位可能需要不同的学习速率。为了减少寻找学习速率的训练次数以及训练时间，比较合适的方法是采用变化的自适应学习速率，使网络的训练在不同的阶段自动设置不同学习速率的大小。Matlab 工具箱中带有自适应学习速率进行反向传播训练的函数为：`traingda.m`。

在后面的结果对比中可以看到，这种训练函数并不适合圆筒形件拉深的压边力优化系统。^[64]

4.1.1.6 期望误差的选取

在设计网络的训练过程中，期望误差值也应当通过对比训练后确定一个合适的值，这个所谓的“合适”，是相对于所需要的隐含层的节点数来确定的，因为较小的期望误差值是要靠增加隐含层的节点，以及训练时间来获得的。一般情况下，作为对比，可以同时两个不同期望误差值的网络进行训练，最后通过综合因素的考虑来确定采用其中的一个网络。

本文中的期望误差选取通过几个不同的设置进行了对比，如图所示。从曲线对比可以看出：设定目标误差为 0.0002 时，反归一处理后的压边力实际误差振幅较小。对于整个优化系统来讲，振幅越小，其误差范围控制越好。因此，设定其期望目标误差为 0.0002。^[65]

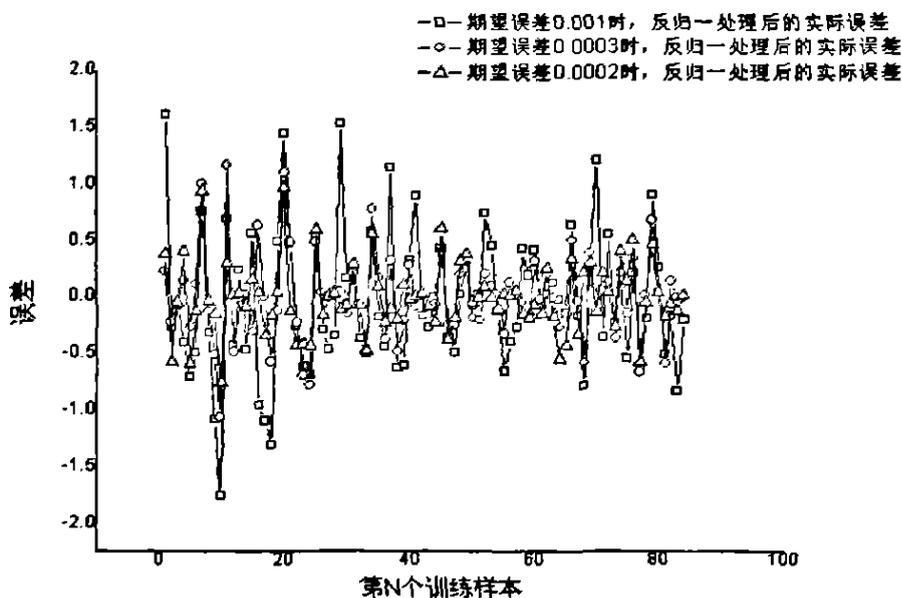


图 4-2 不同期望误差的选取

4.1.1.7 几种改进算法

1. 附加动量法

附加动量法使网络在修正其权值时，不仅考虑误差在梯度上的作用，而且

考虑在误差曲面上变化趋势的影响，其作用如同一个低通滤波器，它允许网络忽略网络上的微小变化特性。在没有附加动量的作用下，网络可能陷入浅的局部极小值，利用附加动量的作用则有可能滑过这些极小值。该方法是在反向传播法的基础上在每一个权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变化。附加动量法的判断过程细节均包含在 Matlab 工具箱中的函数 `traingdm.m` 中，只要在调用 `train.m` 中的算法项中选用“`traingdm.m`”即可，另外需要对动量因子赋值，缺省值为 0.9。

2. 自适应学习速率

在 BP 算法中，连接权的调整决定于学习速率和梯度，但在一般的 BP 算法中，学习速率不变。由于误差曲面的复杂性，误差曲面对某个权系数的变化在不同的区域会呈现不同的特性，特定的学习步长不可能适合于误差曲面的所有区域。另一方面，同一步长适合于一个权系数的调节，但不一定适合网络其它权系数的调节，也可能导致 BP 算法收敛速度缓慢。为克服以上问题，可采取在训练过程中自动调整学习速率的方法。通常调整学习速率的准则是：检查权值的修正值是否真正降低了误差函数，如果是这样，则增加学习速率，反之，就应该减小学习速率的值。具有自适应学习速率的网络训练是极有效的训练方法。

3. 弹性 BP 算法

BP 网络通常采用 S 型激活函数的隐含层。S 型函数常被称为“压扁”函数，它将一个无限的输入范围压缩到一个有限的输出范围。弹性 BP 算法只取偏导数的符号，而不考虑偏导数的幅值。偏导数的符号决定权值更新的方向，而权值变化的大小由一个独立的“更新值”确定。若在两次连续的迭代中，目标函数对某个权值的偏导数的符号不变号，则增大相应的“更新值”（如在前一次的“更新值”的基础上乘 1.3）；若变号，则减小相应的“更新值”（如在前一次的“更新值”的基础上乘 0.5）。在弹性 BP 算法中，当训练发生振荡时，权值的变化量将减小；当在几次迭代过程中权值均朝一个方向变化时，权值的变化量将增大，因此它的收敛速度比较快。

此外，对于较复杂的问题，还可以采用基于数值优化方法的几种网络训练算法。包括：拟牛顿法、共轭梯度法和 Levenberg-Marquardt 法。在

本文中，针对同一问题分别采用了不同的训练函数进行训练，通过对其训练时间和精度的对比，发现采用 Levenberg-Marquardt 法即“trainlm.m”函数训练精度最高，训练时间也较短。^[56]

4.1.2 结果分析

对于选取不同的期望误差、隐层神经元数、训练函数分别进行了网络训练，其结果对比见表 4-4。根据表中的数据，从网络训练精度和时间方面考虑，可知最佳的训练函数为 trainlm, 隐层神经元 8 个，期望误差 0.002。

表 4-4 不同参数的网络训练结果对比

序号	训练函数	隐层神经元数量	期望误差	循环次数	收敛误差
1	trainlm	5	0.001	19	0.001
2	trainlm	8	0.001	7	0.001
3	traingdm	5	0.001	1.2×10^5	0.001
4	traingdm	8	0.001	1.3×10^5	0.00133
5	traingd	8	0.001	$>1.3 \times 10^5$	0.00157
6	trainlm	8	0.0001	$>10^5$	不收敛
7	trainlm	8	0.00015	$>10^5$	不收敛
8	trainlm	8	0.0003	182	0.0003
9	trainlm	8	0.0002	155	0.0002
10	trainlm	8	0.00019	238	0.00019
11	traingda	8	0.001	$>10^5$	不收敛
12	trainrp	8	0.001	246	0.001
13	trainrp	8	0.0002	$>10^5$	不收敛

针对建立好的压边力优化网络，可以组织任意多组数据进行网络仿真，来检验网络的准确性。因为网络输入的四个参数采用不同的量纲，因此训练数据都经过了归一化处理，要得到真实的压边力仿真误差，需要将仿真结果进行反归一化处理。处理后的仿真误差见表 4-5。从表中可以看出，针对这一组数据，经过该神经网络优化系统的仿真，其网络输出的压边力值与数值模拟结果数据误差很小。其误差控制较好，准确率极高，最大误差为 0.751，最小误差仅为 0.015。

表 4-5 任意一组数据仿真结果

目标压边力 (kN)	15	20	32	39	42
仿真结果	-0.55743	-0.31521	0.19446	0.47772	0.64513
仿真误差	0.001873	-0.01813	0.005535	0.033392	-0.00068
反归一处理 (kN)	14.958	20.408	31.875	38.249	42.015
误差 (kN)	-0.042	0.408	-0.125	-0.751	0.015

4.2 压边力优化系统应用于复杂拉深件

4.2.1 网络训练过程

对于汽车覆盖件的拉深成形，其结构比简单圆筒形件复杂得多，成形过程中对压边力选取的影响因素也较多。因此，应用之前所开发的优化系统进行覆盖件压边力优化的时候，需要重新考虑训练样本的输入参数。本文采用神龙汽车左右轮罩内板件为对象^[57]，如图 4-3 所示。从图中我们可以看出此零件相对一般拉深件具有以下特点：

- (1) 轮廓尺寸大 零件成形后的轮廓尺寸为 890×770；而一般拉深件的成形尺寸远小于这个数字。
- (2) 拉深深度深 此零件拉深深度为 315MM，属于深拉深零件。
- (3) 零件的结构复杂 成形底面并不是一个光滑的平面，而是由很多不规则的凹凸曲面构成的，筒壁部分也是由很多不规则的曲线曲面组成。
- (4) 成形后的空间曲面的曲面半径相对较小，因而拉深过程相当复杂。

经过实际试生产后分析得知，影响此零件拉深成形质量的主要因素是压边力、冲压速度、拉延筋和凸凹模间隙，因此，在进行模拟分析的时候，本研究主要对这四个因素进行分析讨论。

因此选取其网络输入参数为：拉延筋深度、冲压速度、模具间隙和变薄率，网络输出同样为压边力值。根据数值模拟结果总结出其训练样本，如表 4-6 所示。^[58]

对于覆盖件成形压边力优化神经网络的训练，同样可以选择单隐层、神经元 8 个的网络参数。对于训练函数，通过几个不同函数训练结果对比可以看到（如图 4-4、4-5 所示），采用 trainlm 训练，网络训练结果的压边力变化曲线变化平稳，其仿真误差（经过反归一处理后）精度也控制得

很好，误差曲线振幅最小，整体精度最高。

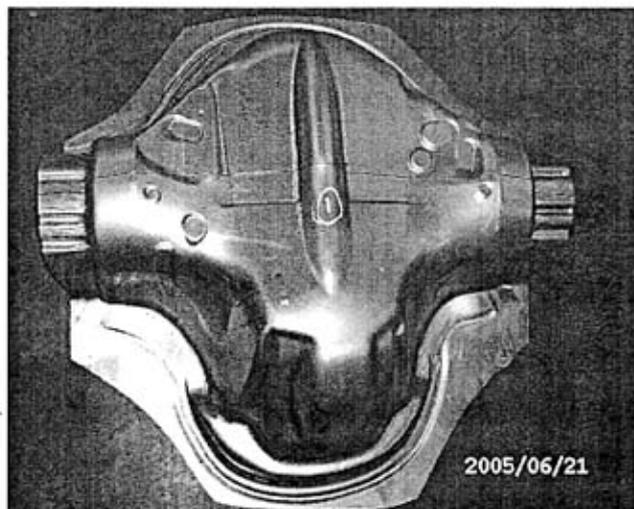


图 4-3 汽车左右轮罩内板件

表 4-6 覆盖件成形压边力优化训练样本

冲压速度 (mm/s)	模具间隙 (mm)	拉延筋深度 (mm)	变薄率 (%)	压边力 (kN)
1500	0.7	6	44.2	600
2000	0.735	7	43.4	600
2500	0.77	8	43.1	600
1500	0.735	8	45.7	700
2000	0.77	6	42.7	700
2500	0.7	7	44.8	700
1500	0.77	7	42.8	800
2000	0.7	8	40.9	800
2500	0.735	6	43.3	800

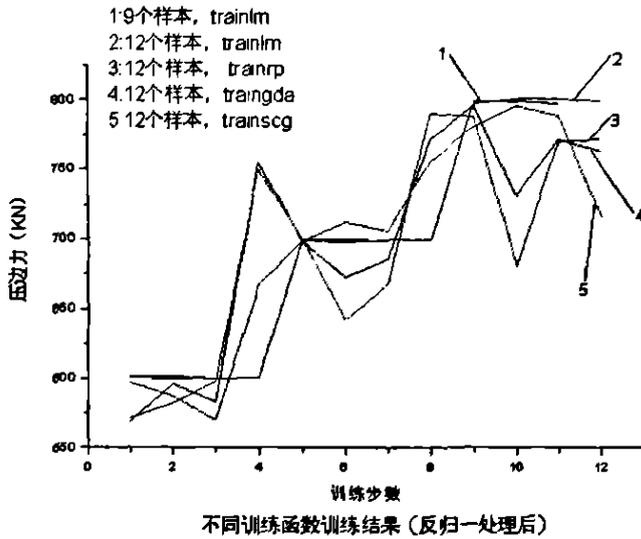


图 4-4 不同训练函数对应的压边力变化曲线

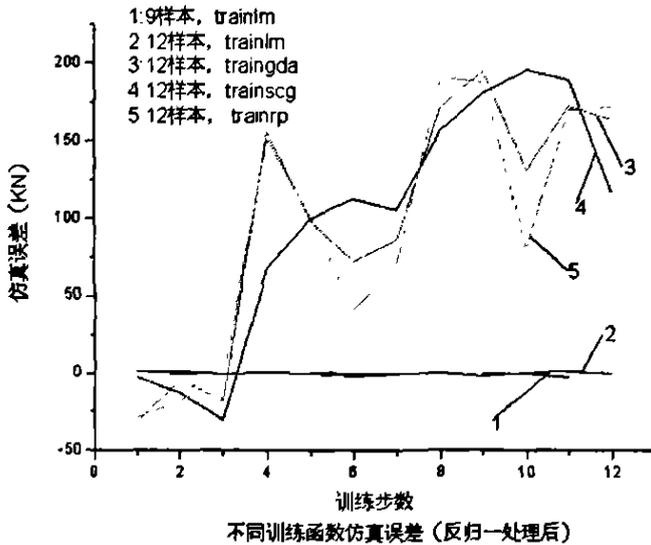


图 4-5 不同训练函数仿真误差变化曲线

4.2.2 训练结果分析

选择其中三组数据做压边力的网络仿真，其结果如表 4-7 所示。从表中可以看出，在其他相关成形工艺参数和制件变薄率确定之后，就可以利

用这样一个网络来寻找到对应的压边力值。对于本文所采用的几组仿真数据，其仿真误差都已经非常小了，能够满足实际生产调试的需要。从表中可以看出，当冲压速度为 2000mm/s，模具间隙 0.77mm，拉延筋深度 8mm 时，变薄率较低的压边力为 700.26kN，这与文献[57]中采用正交实验法的优化结果是相互吻合的。因此，应用本课题所开发的神经网络优化系统是能够完成该零件的压边力优化的，且与其他优化方法所得结论一致，但在使用上却更加方便。

表 4-7 覆盖件压边力网络仿真

冲压速度 (mm/s)	模具间隙 (mm)	拉延筋深度 (mm)	变薄率(%)	压边力 (kN)	仿真压边 力(kN)	仿真误 差(kN)
2000	0.77	8	41.3	600	600.5	0.5
2000	0.77	8	38.9	700	700.26	0.26
2000	0.77	8	40.1	800	799.62	-0.38

4.3 本章小结

本章利用所开发的神经网络系统对典型圆筒形件拉深成形数值模拟所获得的数据进行训练处理。对于训练好的网络，将其他已知成形参数和增厚、变薄率作为仿真输入数据，可以通过神经网络优化模块得到对应的压边力值，并与数值模拟实验结果进行了对比，结果显示：该神经网络可以达到很高的计算精度。因此，可以在输入想要得到的预期结果参数的前提下，应用这样一个基于神经网络的优化模块来对圆筒形件拉深成形的压边力进行优化选择，从而为该类零件的 CAD/CAE 集成系统的最终实现提供了保证。

在此基础上，再针对较复杂的汽车左右轮罩内板件进行网络训练和仿真。从仿真结果可以发现，网络输出的压边力值与数值模拟结果以及实际生产都是吻合的，其仿真精度较高。

因此，根据本章内容，不仅证明了基于神经网络的优化过程可以在已有相关实验数据的基础上，通过输入预期的相关结果数据（如期望得到的变薄率等）进行仿真，就可以得到最佳的压边力数值。同时证明该系统不

仅能够用于典型圆筒形零件的压边力优化,也适用于寻求较复杂的其他汽车零件拉深成形所需要的压边力值,而针对不同的零件只需要修改部分网络输入参数就可以使用。因此,基于神经网络技术所开发的压边力优化模块具有可行性和实用性。

第五章 结束语

5.1 本文主要的工作和结果

板料成形过程数值模拟技术发展到今天已经相当成熟并已经广泛应用于科研部门及生产单位,对实际生产起到了积极的指导作用。但在实际使用中还存在诸多问题,制约了 CAE 技术的发展和应用。而且对于 CAE 分析得到的大量数值模拟结果数据,软件本身缺乏有效的职能手段对其进行提取、整理、分析、说明和优化。针对这些问题,本课题通过典型圆筒形件拉深成形的数值模拟及神经网络优化系统的研究,完成了以下工作并得到相关结论:

(1) 针对典型圆筒形件拉深网格实验,采用 Dynaform 软件进行成形的数值模拟,并将数值模拟结果与实际物理实验对比。从对比结果可以看出,利用 Dynaform 能较好地模拟板料在成形过程中的应力应变分布,实际中不易测量的部分也能通过计算机模拟反映出来。而且其结果准确性较高,可以代替实际生产中许多难以实施的物理实验,来获得后续优化工作中的相关实验数据。同时根据数值模拟结果,针对压边力这一成形主要影响因素进行了相关的研究和讨论。

(2) 采用面向用户的设计模式,结合 Matlab 软件的开发工具,按照神经网络设计分析的过程为核心进行了压边力优化系统的设计,并结合板料拉深成形工艺得相关特点,将板料拉深成形的相关工艺知识纳入到优化系统中,实现压边力的仿真和优化。该优化系统为用户提供了友好的使用界面,降低了用户对神经网络理论的理解和 Matlab 软件工具的使用要求,可以十分方便快捷地建立合理的神经网络模型进行压边力的优化,具有专业化、实用化的特点,大大方便了用户的使用。

(3) 通过建立神经网络系统和设置相关的网络参数、训练参数,完成了圆筒形件和汽车轮罩内板件压边力优化网络系统的训练。对于训练好的网络进行仿真,得到对应的压边力值。该系统的仿真精度较高,能够满足实际生产的需要。同时发现,对于所开发的基于神经网络技术的压边力优化模块,针对不同的零件只需要修改部分网络输入参数就可以使用,并能得到很好的仿真结果,该系统具有一定的实用价值。

5.2 后续工作展望

将板料拉深成形工艺、数值模拟技术以及神经网络相关理论结合进行相关的工艺参数优化,不仅需要大量的工艺知识和相关理论,还需要在开发和应用过程当中不断积累和修正。限于时间关系和知识水平,虽然本文对此进行了一定程度的研究,并取得了一定的成果,但仍有很多问题有待于进一步的深入研究和探讨:

(1) 由于条件限制,以及设备的缺乏,本课题中所用到的相关物理实验数据不够准确,比如实际所使用的压边力大小等。这也使得数值模拟所得到的结果与实际生产的误差始终存在,并没有得到很好的解决。

(2) 对于建立好的神经网络系统,虽然对于圆筒形件完全适用,但对于较复杂的制件,如本文中的汽车轮罩,由于文献中所提供的数据相对较少,因此网络训练样本太少,导致系统的仿真应用范围受到一定限制。因此,该系统针对其他零件的应用问题,需要在投入实际使用过程中不断的改善和修正。

(3) 本文最初提出的关于 CAD/CAE 集成的总体结构实现尚有一定的困难。各功能模块已基本设计完成,但各模块之间的数据智能化传输问题并没有得到很好的解决,也就是最终的集成问题。这也是本课题在以后的工作中需要继续做下去的重点内容。

参考文献

1. 左旭, 陈军等. 塑性成形CAE / CAD系统集成的实践[J]. 锻压机械, 1998, (4) : 38-39
2. Lin C T, Lee C S G. Neural fuzzy systems : a neuro-fuzzy synergism to intelligent system[M]. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice-Hall PTR,1996: 189-244
3. 罗蓬, 胡侨丹, 夏巨谔等. 基于人工神经网络的凸轮轴铸造过程数值模拟优化研究[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2005, 37 (2) :120-124
4. 汪锐, 郑晓丹, 罗亚军等. 模糊神经网络在压边力智能控制中的应用[J]. 南京理工大学学报, 2001, 25(5) : 494-498
5. 李少平, 郑静风, 何丹农. 利用神经网络及数值模拟获取变压边力控制曲线[J]. 金属成形工艺, 2002, 20 (3) : 43-45
6. 赵军, 罗亚军, 曹宏强. 轴对称件拉深成形智能化控制过程中材料参数识别的神经网络模型设计[J]. 燕山大学学报, 2000, 24 (2) : 95-98
7. Makinouchi A. Sheet Metal Forming Simulation in Industry[J]. Journal of Material Processing Technology,1996,(60): 19-26
8. 高广军, 赵强. DYNIFORM 数值模拟技术在冲压成形中的应用研究[J]. 模具制造, 2003, 22 (5) : 5-9
9. 张鹏, 张晓冬. 冲压模CAE技术及软件选型方法[J]. 金属成形工艺, 2003, 21(2) : 48-50
10. Matthias Hillmarm, Waldemar Kubli. Optimization of sheet metal forming processes using simulation programs[M]. Proc of NUMISHEET99,1999: 287-292
11. 于同敏等. 基于模糊神经网络的注塑制品缺陷分析诊断[J]. 模具制造, 2004, (5) : 13-15
12. Manabe K, Yang M , Yoshihare S. Artificial intelligence identification of process parameters and adaptive control system for deep-drawing process[J]. Journal of Material Processing Technology,1998,80-81: 421~426
13. 赵军. 圆锥形零件拉深成形智能化的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 1997: 32-45
14. 左旭, 陈军等. 塑性成形CAE / CAD系统集成的实践[J]. 锻压机械, 1998, (4) : 38-39
15. 胡平. 覆盖件模具CAD / CAE / CAM一体化技术现状与发展[J]. 机械工人, 2000, (10) : 3-4
16. 彭颖红. 金属板料成型仿真技术[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 1999:138-159
17. 李硕本, 李春峰等. 冲压工艺理论与新技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2004:81-87
18. Brain Tony. Departments of catarc on engineering technology analysis and equipment

- development[J]. China Auto,2004,(7):33-37
19. 邹冬平等. 板料拉深中压边力及其数值模拟技术的研究[J]. 现代机械, 2004, (2): 79-82
20. 张英云. 最新实用金属材料手册[M]. 江西:科学技术出版社, 1999:817-841
21. 潘艺果等. 压边力在板料冲压成型中的控制研究[J]. 机械工程师, 2004, (1): 61-64
22. 何大钧, 王孝培等. 薄板拉深筒形件起皱失稳分析[J]. 锻压机械, 2001, (6): 34-37
23. 姜奎华. 冲压模具工艺与模具设计[M]. 北京:机械工业出版社. 2004: 187-200
24. Bruce Morse. DYNAFORM—PC APPLICATIONS MANUAL. Beijing: Engineering Technology Associates,1999:36—40
- 25.N.Alberti,L.Fratini. Innovative sheet metal forming processes: numerical simulations and experimental tests[J]. Journal of Materials Processing Technology,2004,386(2) : 420-427
- 26.M.Tisza. Numerical modelling and simulation in sheet metal forming[J]. Journal Of Materials Processing Technology,2004, 151(5): 58-62
- 27.SONG Y T , YAO D M , WU S T. Spring-back simulation of sheet metal forming for the HT27U vacuum vessel[J]. Fusion Engineering and Design,2004,69(14): 361-365
28. 姜雷, 陈君若等. 圆筒形零件拉深压边力的数值模拟[J]. 机械, 2004, 31(5): 14-16
29. 谢庆生, 尹健. 机械工程中的神经网络方法[M]. 北京:机械工业出版社, 2004: 102-141
30. 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1995: 55-61
31. 胡守仁. 神经网络概论[M]. 北京: 国防科技大学出版社, 1992: 152-168
32. 陆金桂等. 多层神经网络 BP 算法的研究[J]. 计算机工程, 1994, (8): 58-61
33. 吴洁明, 袁山龙. 软件工程应用实践教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 89-102
34. 孙涌等. 现代软件工程[M]. 北京: 北京希望电子出版社, 2002: 110-115
35. 陈有祺. 软件工程导论[M]. 天津: 南开大学出版社, 2000: 105-121
36. 冯玉琳, 赵保华. 软件工程[M]. 合肥: 中国科技大学出版社, 1992: 251-272
37. 张敬, 宋光军. 软件工程教程[M]. 北京: 北京航空航天大学, 2004: 123-144
38. 邵维忠, 杨芙清. 面向对象的系统设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 231-245
39. 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, 2004: 1-200
40. 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, . 2004: 256-271
41. 飞思科技产品研发中心. MATLAB6. 5 辅助神经网络分析与设计[M]. 北京: 电子工业出版

社, 2004: 84-102

42. 闻新, 周露等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 124-156

43. 张瑞丰等. 精通 MATLAB6. 5[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2004: 81-135

44. 云舟工作室. MATLAB6 数学建模基础教程[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2001: 15-186

45. 姚东, 王爱民等. Matlab 命令大全[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2000: 1~597

46. 张铮, 杨文平等. Matlab 程序设计与实例应用[M], 北京: 中国铁道出版社, 2004: 23-152

47. Y H Peng. Simulation of Conform Process: Numerical and Experimental Methods[J].Advanced Technology of Plasticity,1993, (3): 21-26

48. 汪锐, 郑晓丹, 罗亚军等. 模糊神经网络在压边力智能控制中的应用[J]. 南京理工大学学报, 2001, 25(5): 494-498

49. DYNAFORM-PC APPLICATIONS MANUAL. beijing: Engineering Technology Associates,1999: 1-203

50.M. Samuel. Numerical and experimental investigations of forming limit diagrams in metal sheets[J].Journal of Materials Processing Technology,2004,153-154:424 -431

51.Ugur.M .Neural networks to analyze surface tracking on solid insulators[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation,1997,4(6):763-766

52.Prasad K.D. A neural network system for the prediction of process parameters in pressure die casting[J], Journal of Materials Processing Technology,1999,89-90(5):583-590

53. 姜世平, 陈莹. 基于人工神经网络的机械设计过程专家系统知识库的设计与实现[J]. 中国机械工程, 2002,13 (12): 1034-1037

54.U.Roy. An intelligent interface between symbolic and numeric analysis tools for the development of an integrated CAD system [J].Computers in Engineering,1996,(4):85-89

55.王桥医.基于人工神经网络专家系统的智能 CAD 研究[J].株洲工学院学报,2002.,(6): 61-64

56.Kal kuzman. The Integration of Rapid Prototyping and CAE in Mould Manufacturing [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2001,111(1): 279-285

57.张兰. 数值模拟技术在汽车覆盖件拉深成形质量控制中的应用研究. 四川大学硕士学位论文[D], 2006: 1-42

58. 衡猛, 周建忠. 有限元数值模拟在汽车覆盖件及其模具中的应用[J]. 机床与液压,2004, (11): 140-141

硕士在读期间科研成果简介

1. 胡志华, 杨屹, 张兰 基于模糊神经网络的板料冲压 CAD/CAE 集成系统, 锻压装备与制造技术, 2006, 1;
2. 胡志华, 杨屹 典型圆筒件拉深的压边力控制数值模拟, 锻压装备与制造技术, 2006, 6;
3. 张兰, 杨屹, 冯可芹, 胡志华 虚拟制造在汽车覆盖件模具制造中的应用, 锻压技术, 2006, 1。

致 谢

值此论文完成之际，首先要感谢我的导师杨屹教授。从课题的选题、确定提纲、前期准备、论文的撰写及后来的修改无不凝结着导师的大量心血和精力。杨老师悉心的指导、谆谆的教诲、亲切的关怀、热情的鼓励和严格的要求都使我终生难忘。先生渊博的知识、敏锐的洞察力和严谨的治学态度将使我受益终生，永远是我学习的楷模。在此，谨向我的恩师杨屹教授表示深深的敬意和诚挚的感谢！

在课题研究过程当中遇到了一些困难，在此要感谢成都电子高专成虹教授、段长青老师给予我的帮助和支持！

同时还要感谢冯可芹老师、罗阳老师给我的帮助以及郭尔奇、张兰等同学为我提供相关的资料。

还要感谢我的父母和家人，正是因为他们在生活上的关心和精神上的鼓励，才使我顺利地完成了三年的硕士学业。

最后，真挚的感谢各位评审老师在百忙中抽出时间来审阅论文，并提出宝贵的意见！