

## 摘要

随着全球森林资源日益减少以及由其所带来的环保和生态问题的出现,如何有效地利用有限的木材资源、降低能源消耗、提高木材制品质量已引起世界各国政府的广泛关注。面对我国这样一个少林国家,如何更好地改善木材使用性能并提高它的利用率,成为摆在木材科学工作者面前的前沿课题之一。木材干燥是改善木材物理力学性能、合理使用木材、减少木材降等损失、提高使用效率的重要措施,也是保证木制品质量的关键技术之一。由于木材干燥过程的滞后、时变、强耦合、非线性的复杂特性,使得建立理想的、符合实际的木材干燥模型变得很困难,其自动控制也不是一个简单的操作,过程内影响因素很多。传统的 PID 控制是依赖操作人员按照工艺参数凭经验的控制方法,缺乏充分的灵活性,因而,高质量的现代化控制系统成为创新干燥设备亟待解决的问题。

本文基于神经网络理论建立了木材干燥模型。神经网络系统辨识是通过直接学习系统的输入/输出数据,使目标函数取得最小值,从而归纳得到隐含在系统输入/输出数据中的关系,即描述系统的模型。研究中采用了适合于非线性系统辨识的时延神经网络和动态递归神经网络建立了温湿度控制模型和干燥基准模型。温/湿度控制模型是加热阀、喷湿阀和排潮阀的开度,三个控制信号与温/湿度之间关系的模型,它的建立为控制器设计提供了必要条件;干燥基准模型是描述温、湿度与木材含水率之间关系的模型,此模型的建立实现了干燥基准的数学模型化和干燥过程的含水率变化特性预测,为优化干燥基准提供了有力依据;干燥基准逆向模型的建立可以根据含水率给出当前时刻的窑内温度和湿度,从而将以含水率基准作为干燥基准的阶段性干燥连续化。论文中设计了神经网络辨识的结构和训练算法,并通过实验数据进行了模型训练与验证,仿真结果表明所建模型有效、可靠。对两种网络辨识效果的比较来看,时延神经网络要好于动态递归神经网络,更适用于木材干燥这种复杂对象的描述。

木材干燥的控制过程就是控制窑内介质温度和湿度来使木材含水率降低到某一期望值的过程。针对实际干燥过程的特性,本文在神经网络模型研究的基础上,研究了模糊控制和模糊自适应控制方法在木材干燥控制系统中的应用,仿真结果表明这两种控制策略是有效的,且优于传统 PID 控制。这为提高木材干燥过程的控制水平,实现木材干燥真正意义上的全自动控制奠定了基础,对有效保证木材干燥质量、降低能源消耗和减少成本,具有重要的理论研究和实际指导意义。

为验证控制器实际控制效果,本文进行了木材干燥实验窑实际干燥验证,运行结果表明控制系统能够满足精度要求,控制效果良好。

**关键词** 木材干燥;建模;神经网络;模糊控制;模糊自适应控制

## Abstract

With the reduction of global forest resources day-by-day and the appearance of environmental protection and ecological problems, governments all over the world paid attention to these problems such as how to use the limited wood resources reasonably, reduce energy resource consumption and increase the quality of wood products. Faced by our country with fewer forest resources, how to improve using quantity and raise utilization ratio is one of the most important projects. Wood drying is an important measure for improving wood physical mechanics performance, utilizing wood reasonably, reducing loss of lower class and raising wood utilization ratio. It is one of the key technologies for guaranteeing the quality of wood products. Wood drying is a complicated non-linear process that is lagged, time-variable and coupling. For them, it is difficult to build up ideal drying model, which is corresponding to reality. It is difficult to control automatically because there are so many affecting factors. Traditional PID controlling method lacks sufficient flexibility. It is urgent to build up modern control system of high quality for innovative drying equipment.

In the dissertation, the wood drying models were built up based on Neural Network. The Neural Network was identified by studying input and output data. It made the goal functions minimum, thus implying the relationship of input data and output data, namely the model describing system. The temperature-humidity controlling model and drying schedule model were built up with the Time Delay Neural Network (TDNN) and Dynamical Recurrent Neural Network (DRNN) which were suitable for identifying non-linear system. Temperature-humidity controlling model was the model that described the relationship among three controlling signals including heat-valve, spray-valve, eliminating-damp-valve and temperature and humidity, which offered the essential conditions for designing controller. Drying schedule model described the relationship between temperature-humidity and wood moisture content, which provided the mathematic model for drying schedule, predicted for the changing characters of moisture content and offered the effective basis for optimizing the drying standard. Drying schedule inverse model could provide the values of temperature and humidity in drying kiln at this moment according to the moisture content, thus making the stage drying in succession which varied moisture content schedule as drying schedule. In our study the structure of the Neural Network and learning algorithms were given, in addition, we trained and verified the model through experimental data. The simulation results showed that the models were effective and reliable. We compared the results of two kinds of Neural Networks and made the conclusion that identification effectiveness based on TDNN was better than DRNN and more suitable for describing the complicated object such as wood drying.

The controlling course of wood drying was a process of controlling the temperature and humidity of the medium in kiln to make the wood moisture content reduce to a certain expected value. According to the characteristic of real dry course, we examined the utilization

of fuzzy control and fuzzy adaptive control in wood drying control system based on Neural Network model. The simulation result showed that the two kinds of control methods were better than traditional PID control. This was the basis for improving controlling level of wood drying and realizing controlling wood-drying course fully automatically. It was importance for guaranteeing the drying quality and reducing the energy consumption and the cost effectively.

In order to prove the controlling results of the controller, we performed wood drying experiments with drying kiln. The results of operating actually showed that the control system could meet requirement of precision and had a good control results.

**Keywords** Wood Drying; Modeling; Neural Network; Fuzzy Control; Fuzzy Adaptive Control

# 1 绪论

## 1.1 课题来源及研究的目的和意义

本课题来源于教育部科学技术研究重点项目“木材干燥过程计算机仿真及模糊智能控制系统的研制”。

随着全球森林资源日益减少以及由此所带来的环保和生态问题的出现,如何有效地利用有限的木材资源显得日益重要,降低木材资源消耗、高效利用能源和提高木材制品质量已引起世界各国政府的广泛关注。面对我国这样一个少林国家,如何更好地改善木材使用性能并提高它的利用率,成为摆在木材科学工作者面前的前沿问题之一。木材干燥是改善木材物理力学性能、合理使用木材、减少木材降等损失、提高木材利用率的重要技术措施,也是保证木制品质量的关键技术之一<sup>[1~3]</sup>。木材是多孔性渗水和吸湿的物质,水分以多种形式存在于木材中,而且其结合能力相差很大<sup>[4]</sup>。因而木材干燥过程是一个复杂非线性过程,这使建立理想的、符合实际的木材干燥模型变得很困难,自动控制也不是一个简单的操作,过程内影响因素很多。目前我国大多数干燥窑都是依赖操作人员按照工艺参数凭经验控制。少数进口设备和国产自动控制系统也均采用传统 PID 控制方式,且惯常的控制方法缺乏充分的灵活性,高质量的现代化控制系统成为创新干燥设备亟待解决的问题。

本课题针对木材干燥,这一复杂非线性过程难以建立理想模型、而传统控制又缺乏灵活性的具体情况,利用神经网络对非线性函数具有任意逼近和自学习的能力,实现木材干燥过程建模,预测干燥过程特性变化;同时结合模糊控制理论研究木材干燥闭环控制,为提高木材干燥过程的控制水平,实现木材干燥真正意义上的全自动控制奠定基础,这对有效保证木材干燥质量、降低能源消耗和减少成本将具有重要的理论研究意义和实际指导意义。

## 1.2 木材干燥工艺与控制

为了保证木材与木制品的质量、延长使用寿命,必须采取适当措施使木材中的水分(含水率)降低到一定的程度。要降低木材的含水率,须提高木材的温度,使木材中的水分蒸发和向外移动,在一定流动速度的空气中,使水分迅速地离开木材,达到干燥的目的。为了保证被干木材的质量,还必须控制干燥介质(如目前通常采用的湿空气)的湿度,以获得快速高质量地干燥木材的效果,这个过程叫做木材干燥<sup>[5]</sup>。概括地说木材干燥就是水分以蒸发或汽化的方式由木材中排出的过程<sup>[1]</sup>。

### 1.2.1 木材干燥过程

目前,国内外的木材干燥仍以常规室干为主,这种传统的蒸汽干燥室的干燥过程<sup>[6]</sup>是:先使高温(100℃左右)和高湿(饱和或接近饱和)的湿空气在循环流动中不断地穿过材

堆,对木材预热,当木材及其水分被加热到一定程度后,再按干燥基准的规定,降低介质的温度和相对湿度,迫使木材中的水分从表面蒸发,这是干燥开始;然后按照干燥基准规定的程序,逐步提高介质的温度及降低相对湿度,使木材中水分的蒸发面逐渐移向内部,直到干燥结束。因而木材干燥大致分为三个阶段:即预热阶段、等速干燥阶段和减速干燥阶段<sup>[1,7]</sup>。

**预热阶段:**该阶段一方面提高干燥设备内的空气温度,使湿木材预热升温,另一方面把空气湿度逐步提高到90%—100%,目的是暂时不让木材中的水分向空气中散发,使木材的温度,也就是木材内部水分的温度,从中心到表面均匀地提高到一定程度。此时可按照预定的干燥基准降低空气的温度和湿度,实施干燥过程。预热所需要的时间按树种和板材厚度而异。

**等速干燥阶段:**该阶段是一个自由水散发阶段。这个阶段空气的温度、相对湿度和气流速度保持不变,含水率降低的速度也保持不变。其木材干燥曲线是一个下斜的直线线段。在等速干燥阶段内,空气温度越高、湿度越低时,自由水散发越快。

**减速干燥阶段:**纤维饱和点以下的干燥时期叫做减速干燥阶段。这个阶段曲线的斜率越来越小,最后接近于水平。说明当干燥过程接近终了时木材含水率每降低1%所需要的时间越来越长。

室干过程中,影响木材干燥的外部因子有介质的温度、相对湿度、压力和通过材面的气流速度,内部因子主要是树种、木料厚度和含水率等。对一定的木料,内部因子是无法人为控制的。外部因子中,常规干燥的介质压力为常压,气流速度可认为是不变的,只有介质的温度和相对湿度可以改变。因此控制木材的干燥过程必须调整介质的温度和相对湿度(平衡含水率)。

## 1.2.2 木材干燥基准

干燥基准就是用以控制干燥过程中介质温度和湿度变化的规定程序表。干燥基准是木材干燥工艺的核心<sup>[8]</sup>,决定了控制干燥的速度。常用的干燥基准有以下几种<sup>[1,8,9]</sup>:

### (1) 含水率基准

根据木材的含水率划分成若干阶段,并指定各阶段相对应的空气温度、湿度。这类基准是目前国内外生产上应用最广泛的基准,因而本课题研究中采用此种基准控制。

### (2) 时间基准

按时间划分阶段,即在不同的干燥时间内采用不同的空气温度、湿度。它操作简单,不论木材含水率变化如何,到了规定时间就改变温度、湿度。该基准仅适用于具有长期干燥经验的树种、材种,属经验干燥法。

### (3) 连续升温基准

在干燥过程中,从较低温度开始按一定速率连续升高介质的温度。通常的做法是根据木料的树种、厚度和初含水率,设定初始温度和最高温度,并估计总的干燥时间,再设定升温。这种基准对于干燥时间不长的干燥过程非常方便,效果也较好,但对介质的湿度不易控制。

### (4) 按木材内部应力变化的干燥基准

干燥过程的速度由被干木材的内部应力所控制。木材应力值升高则干燥速度应减缓,反之则加快,所以根据木材内部应力所编制的干燥基准是较科学的,即可在保证木材不被破坏的前提下提高干燥速度。但目前关于在干燥过程中确定木材应力绝对值的方法,以及确定在空气变化状态下与木材破坏应力的相应数值关系及测定的方法有待进一步成熟。所以这类基准还处于研究阶段。

木材干燥的计算机控制当中,干燥基准的确定和实施是首要解决的问题,因而基准模型的建立也就非常必要。

### 1.2.3 木材干燥自动控制

木材干燥过程实际上就是干燥介质作用于木材的过程<sup>[10]</sup>。在这一过程中,木材的性质无法改变,因此也无法控制。人们能够控制的只是干燥介质的性质,所以干燥过程的控制实际上就是对介质温、湿度的自动控制,即根据被干木材的树种、材种、规格及使用要求,按根据经验或计算建立起的干燥基准表,半自动或自动地控制干燥室中介质的温湿度,使其与基准表不同阶段的温湿度相应,实现干燥过程控制<sup>[11]</sup>。在含水率基准控制中也可通过控制木材平衡含水率来反映介质湿度,在本课题研究中采用温度和平衡含水率控制法。

近些年来,木材干燥的控制技术发展较快,计算机自动控制系统在工业上已得到较为广泛的应用,特别是世界工业发达国家更为广泛,这对木材干燥生产的发展起了较大的促进作用。在干燥过程中,控制系统通过定时测定干燥室内的温度、湿度和木材实时含水率,通过含水率和所选定的基准确定设定值,将它们与实际值相比较获得相应的偏差,然后采用控制算法得到调节值,控制蒸汽阀和喷蒸管的开度以及排气门的启闭。但是,由于控制模型的限制,以及在线检测木材本身的某些物理参数手段的缺乏,目前木材干燥基本上是以传统的干燥工艺基准作为控制模式,仍然属于传统的PID控制。木材干燥是一滞后、非线性、时变的过程,采用传统的控制方法易导致控制精度差,使得木材干燥质量的可预测性、可靠性和可重复性都不高<sup>[12]</sup>。在控制精度和性能要求较高的场合,必须考虑控制对象参数乃至结构的变化、非线性的影响、运行环境的改变以及环境干扰等时变的不确定的因素,才能得到满意的控制。要实现这一点,首先要建立能够准确完整地描述木材干燥规律的控制模型,为干燥的过程控制提供可靠的信息。进而对其控制策略进行研究,选择合适的控制方法,使木材干燥控制系统达到理想的控制效果。

控制理论是研究各类系统的调节和控制规律的科学,通过研究输入、输出之间的关系,就可以得到系统的动态特性,从而提出改进系统有效的途径和方法。利用传递函数、频率特性、预测、滤波、系统辨识等手段和方法,可以使长期在工程中停留在经验阶段的认识提高到理性上来。从原来几何的、静止的观点提高到动力学的观点,利用信息的传递、加工处理并利用反馈解决工程中的问题<sup>[13]</sup>。随着科学技术的进步和检测手段的不断完备,人们逐渐将研究重点转向根据现代控制理论采用智能型自适应控制的方向上来,根据检测的木材物理参数,适时调整和优化干燥环境,以满足木材干燥对环境条件的要求,达到用最小的能耗、最短的时间、最快的速度、最高的生产效率和质量完成干燥过程。

## 1.3 木材干燥国内外研究现状及发展趋势

### 1.3.1 我国木材干燥面临的形势

进入 21 世纪我国木材干燥行业将面临巨大的机遇和挑战<sup>[14]</sup>。一方面,我国木材干燥生产将会继续有较大的发展,对干燥设备和技术水平要求及环保对节能和减少污染的要求也日益提高;另一方面,随着我国加入世贸组织,国外干燥设备将对国内市场产生较大的冲击。木材干燥行业所面临的形势主要体现在以下几个方面:

(1) 干燥设备需求量不断增长:据有关资料<sup>[15]</sup>报道,1996 年全国需干燥的锯材量约 2510 万  $m^3$ ,而木材干燥能力不足需求量的 1/6。到 2000 年,需干锯材约 2360 万  $m^3$ ,而人工干燥设备的生产能力约为 700 万  $m^3$ ,也不足需求量的 1/3。而中等发达国家的干燥设备能力,可达所需干燥量的 30%,美国则高达 60%。另外,随着进口材的增多和小径材、速生材比例的增大,干燥在木材加工整个环节中的作用将日渐突出。

(2) 干燥设备陈旧简陋,干燥降等损失严重,高新技术含量将逐步提高:我国生产各类干燥设备的生产厂家已具有一定规模,手动、半自动和自动控制系统兼有,产品质量能基本满足生产要求。但多数干燥设备仍比较简陋或陈旧落后,多数干燥设备缺少自动控制手段,虽部分引进或仿制国外的自动控制系统,与国外的先进设备相比仍存在较大差距,如:检测与控制系统的精度差、可靠性差等。操作人员素质低、多数未经专业培训,导致由于干燥不当而引起的木材降等损失相当严重,一般大于 20%,其中约 5% 的木材则完全失去使用价值<sup>[16]</sup>。从总体上看,高新技术含量低,无法适应新形势的要求。

(3) 干燥能耗高:我国现有的各种干燥设备中,蒸汽干燥占 80%以上,且大多数以煤为燃料,其工业锅炉的实际效率只有 65%左右。同时,蒸汽干燥的进、排气热损失较大,约占蒸汽热能的 40%。干燥能耗高,不仅使产品成本增加,而且由于烟尘与废气的排出也增加了有害物质对大气的污染。

(4) 速生材、难干材逐步成为主要原料:我国大径级木材已趋于枯竭。近年来,我国每年大约要耗资 30 亿美元进口木材和人造板。而目前许多木材出口国出于环境保护和为发展本国木材加工业等原因,正限制和减少出口,致使缺材国家依赖进口的局面受到制约。因此,中国要解决自己的木材需求问题,主要要靠人工速生材、小径材及难干阔叶材等低质材,这些木材的干燥特性与过去通常使用的大径级成材有较大的区别。

(5) 干燥基础研究有待深入和加强:木材干燥理论和工业的发展依赖于基础理论的研究。从 20 世纪 90 年代以来,无论是在热质传递规律、数学建模还是应力分布等方面我国学者都有一定的研究,但基础还十分薄弱,研究尚处于起步阶段,与国外发达国家相比,相差甚远。

### 1.3.2 木材干燥国内外研究现状

从 20 世纪 20 年代开始至今,人们对木材干燥进行了大量卓有成效的研究和探讨,主要集中在常规室干技术、联合干燥技术、特种干燥技术、干燥设备、干燥控制、干燥

工艺和基础研究等几大方面。从原始的凭感觉操作到自动控制，从完全凭经验操作发展到利用科学方法指导的操作，木材干燥的研究取得了巨大的进步和发展。

木材是一种复杂的含湿多孔粘弹性生物体，干燥过程中其内部结构和特性会发生很大的变化，这使木材干燥复杂多变。因而，近些年来建立能够有效描述干燥理论及规律的数学模型，利用先进方法实施有效控制成为木材科学工作者一直关注的前沿课题。

1929年 Sherwood 发表了著名的“The drying of solids”文章提出木材干燥理论模型<sup>[17]</sup>，从那时模型描述开始应用于木材干燥，最初是概念性的物理模型描述，然后是数学模型描述，现在已发展为用多种不同的形式来描述干燥。干燥数学模型可以描述：物质内部的水分运动；物质之间的水分运动；水分从物质到介质的转移；系统（过程）的输入—输出关系。随着模型描述研究的发展，木材干燥的现代控制和智能控制从 20 世纪 90 年代开始也有了相应的发展。

总结国内外的相关文献可以看出，在木材干燥领域，建模仿真研究主要集中在以下几个方向：

#### (1) 木材内热质传递的热力学模型建立

Mounji 等 (1991)<sup>[18]</sup>根据菲克非稳态扩散方程，采用有限差分方程建立在整个含水率范围的三维等温非稳态数学模型。该模型不仅能预测干燥势，而且能预测试件内部的水分浓度分布随着时间的变化；Siau (1992)<sup>[19]</sup>根据水分梯度建立了热质耦合传递模型；Colligan 等 (1993)<sup>[20]</sup>将干燥动力学的宏观和相应的内部含水率场相结合建立了一维木材干燥模型，该模型用于描述窑内板材的干燥过程，验证新的或常用的干燥基准和计算干燥时间；Cloutier 等 (1992,1993)<sup>[21,22]</sup>采用水势的概念建立了等温木材干燥的二维有限元模型和干燥过程中木材内等温水分运动模型；Dongshan Zhang 等 (1992)<sup>[23]</sup>采用有限元方法和 Luikov 方程建立可描述多孔体内热质耦合传递规律的数学模型；Tarasiewicz 和 Leger (1996)<sup>[24]</sup>建立了材堆内热交换的数学模型，并讨论了用于设计控制系统的模型；Perre 等 (1999)<sup>[25]</sup>建立了一个二维热质传递模型，用以辨识整个干燥过程出现的热质传递现象；Wiberg 等 (1999)<sup>[26]</sup>基于 CT 扫描、图象处理（考虑密度）和热质传递建立模型，预测含水率分布；Zhao H 等 (2000)<sup>[27]</sup>将用于求解任意状态域麦克斯韦方程的有限容积时域算法和用于确定木材样本内的热量分布的算法相结合，建立了一个低含水率木材微波干燥的三维计算模型，以进行能量分布估计；Salin (2001)<sup>[28]</sup>考虑垂直和水平两个方向，研究木材表面向介质的水分和热量迁移情况，建立模型预测迁移系数；Aleksandar 等 (2003)<sup>[29]</sup>建立了一个三维模型描述木材干燥中的热质传递过程；Awadalla 等 (2004)<sup>[30]</sup>建立了热质传递方程，并采用有限元方法进行求解，实现对暂态条件下木材干燥过程的理论研究。

国内，张建华、常建民 (1994)<sup>[31]</sup>建立了描述兴安落叶松的木材对流干燥质量传递经验模型；常建民 (1996)<sup>[32]</sup>提出了描述木材对流干燥热质传递模型，模型包括干燥过程中水分迁移的毛细作用和扩散作用；杨庆贤 (1999)<sup>[33]</sup>研究了木材干燥过程中热质迁移交互作用，从中得出结论：木材中的湿度梯度和温度梯度在引起物质流的同时，产生热分子压力效应亦可引起热流的交叉作用；伊松林等 (2003)<sup>[34]</sup>通过分析木材在真空状态及压力浮动的条件下干燥时有别于常规干燥的特殊之处，以水蒸气压力梯度为水分迁移的主要驱动力，建立了木材浮压干燥热质传递的数学模型。



## (2) 干燥窑内气流和热流的动力学模型建立

Basset (1994)<sup>[36]</sup>研究了不同的胶结板厚和材堆外的空气流速之间的关系; Pang (1996)<sup>[36]</sup>建立了可以预测干燥窑内针叶材堆间的气流状态的动态模型; Hua 等 (1998)<sup>[37]</sup>提出了一个数学模型, 可以进行空气流分布的仿真, 并可根椐气流的几何学特性解决它的流动分布问题; Sun ZF 等 (1999, 2000, 2004)<sup>[38, 39, 40]</sup>建立了减湿干燥窑动态干燥模型, 该模型可以解决非稳态下气流和板材质量、动量和能量平衡的方程问题, 并可获得在材堆内沿着气流方向的空气湿度、温度、压力和速率的顺势变化图, 以及木材温度和含水率, 对气流模式、流速和气压分布进行仿真; Process Simulations Ltd(PSL)<sup>[41]</sup>进行了空气流三维建模仿真得到气流变化情况、气流分布、温度和含水率分布, 基于材堆几何学和干燥特性进行优化干燥窑的设计, 在此假设木材是多孔渗水的、均匀的固体, 木材内部有三种水: 自由水、附着水、水蒸气, 木材表面含水率与空气是均衡的, 忽略干燥过程的木材皱缩。

国内暂无关于热流、气流分布的建模仿真研究文献。

## (3) 木材应力、变形及机械行为的模型建立

Ugolev 和 Skuratov (1992)<sup>[42]</sup>开发了一个计算机程序, 通过仿真木材所受的压力—应力情况, 制定了干燥的最优进度表; Antti Hukka (1996)<sup>[43]</sup>进行了水沸点以上温度对软木干燥仿真的数学模型建立研究; Ormarsson 等 (1998)<sup>[44]</sup>在假定应变率等于弹性应变率的条件下建立模型, 用湿度推断应变率和机械附着应变率, 并用有限元方程描述干燥过程中的变形过程和应力变化; Antti Hukka (1999, 2000)<sup>[45, 46]</sup>进行了二维机械行为模型描述研究, 建立了干燥木材横面向受力分析模型, 从而定义木材干燥粘弹性、机械吸附、可塑过程, 仿真预测变形、优化基准; Didriksen 等 (2002)<sup>[47]</sup>开发仿真软件预测干燥过程板材含水率, 同时预测板内张力预防开裂以优化干燥过程, 提高干燥质量; Svensson 等 (2002)<sup>[48]</sup>对木材基础的湿态机械行为进行研究, 建立了一个描述干燥过程木材行为的物质模型, 并对干燥应力进行仿真, 通过仿真可得到根据内部应力变化改变干燥基准所带来的变化分析。

国内, 刘应安 (1998)<sup>[49]</sup>用切片法对木荷的干燥应力进行测试, 用回归分析和聚类分析建立了干燥应力的数学模型。

## (4) 干燥窑控制建模与仿真

Little 和 Moschler (1996)<sup>[50]</sup>开发了一个基于重量分析的窑干自控系统, 同时根据重量损失的实时信息建立优化的干燥条件; Tarasiewicz 等 (1998)<sup>[51, 52, 53]</sup>建立了以最小化能耗和时间作为性能指标的由偏微分方程组组成的参考系统模型, 用于生成估计状态变量和控制函数, 从而补偿干燥过程的时滞; Givon 和 Clarence (1999)<sup>[54]</sup>基于最小二乘辨识建立了温度控制模型, 并给出了温度模型线性二次型最优控制方法的仿真; Givon 和 Clarence 等 (2000)<sup>[55]</sup>研究了干燥窑模糊控制系统, 不但给出了模型的仿真结果, 还给出了在线实验的结果; Xiaochun George Wang 等 (2001)<sup>[56]</sup>针对木材干燥这一多变量耦合的非线性过程, 进行了智能变结构滑模控制系统建模研究; Xiaochun George Wang 和 Wei Liu 等 (2001)<sup>[57]</sup>开发了木材干燥智能控制系统, 控制系统包括温度控制、湿度控制和木材含水率的控制, 系统模型是以在线的输入—输出数据和大量木材干燥先验知识的积累为基础, 通过系统辨识的方法建立。以模糊理论为基础, 开发了一个直接自适应

应模糊控制系统, 文章还给出了系统仿真和在线实验的结果。Tang 等 (2002)<sup>[68]</sup> 基于 Internet 研究干燥窑远程控制, 其中窑干过程控制方法采用模糊控制; Larsson 等 (2002)<sup>[69]</sup> 进行了干燥窑自适应控制研究; Khater 等 (2004)<sup>[60]</sup> 进行了太阳能干燥窑控制的建模仿真研究; Kada 等 (2004)<sup>[61]</sup> 进行了木材干燥系统分布式参数模型分析与辨识研究。

张忠义等 (1996)<sup>[62]</sup> 进行了木材干燥温湿度控制解耦预估补偿研究; 左建华 (1999)<sup>[63]</sup> 进行了干燥窑温度模糊控制研究; 王金刚等 (2002)<sup>[64]</sup> 针对木材干燥过程, 给出了干燥窑的热传递关系式, 建立了干燥窑的温度控制模型, 用最小二乘法对模型进行参数离线辨识, 为准确描述系统的时变特性, 用递推最小二乘对干燥窑模型的参数进行在线辨识; 近年来, 一些学者将遗传算法等智能理论应用于木材干燥的控制中<sup>[65]</sup>, 取得了一定的成效。

#### (5) 干燥基准及优化建模

Carlsson 等 (2000, 2002)<sup>[66, 67]</sup> 针对边、心材混合板基于水分迁移和木材结构分析建立二维各向异性模型, 进行干燥基准优化; Cronin 等 (2003)<sup>[68]</sup> 通过建立单置点基准干燥模型、双置点基准干燥模型, 并与蒙特卡罗模型相对比进行了木材干燥基准分析与优化研究; Fortin 等 (2004)<sup>[69]</sup> 建立了基于水势概念的二维木材干燥模型, 实现常温下对流间歇式木材干燥的仿真, 计算平均干燥曲线、内部温度和含水率等, 仿真结果显示预测模型可根据干燥时间、能耗和干燥质量的要求优化窑干基准, 若配合智能自适应控制器则可实现干燥基准在线优化。

国内, 胡慕伊 (1997)<sup>[70]</sup> 研究了木材干燥基准的数学模型, 阐述了木材干燥计算机控制系统中使用干燥基准数学模型的方法, 并介绍了如何利用相应的软件回归干燥基准和建立干燥基准模型。此方法已经成功地应用在国家“八五”攻关项目“木废料能源联合干燥技术研究”的计算机控制系统中。

木材干燥属于超微细结构的非稳态传热传质过程, 木材结构复杂又具有多样性和变异性, 因此要建立理想的符合实际干燥过程的数学模型十分困难, 通常需对建模条件进行简化, 所建模型往往由于太复杂而难以实现或因过多的条件简化而造成偏差。神经网络因其具有并行处理、自适应、自学习和很好的容错能力, 已开始在其他干燥行业中应用, 如: Jinescu (1995)<sup>[71]</sup> 研究了皮脂酸干燥过程神经网络建模; Balasubramanian (1996)<sup>[72]</sup> 利用神经网络技术对流化干燥机建模; Kaminski (1996)<sup>[73]</sup> 进行了谷物干燥机径向基函数网络建模; Farkas 等 (2000)<sup>[74]</sup> 建立了神经网络谷物干燥模型; Qinghua Zhang 和 Simon X. Yang (2002) 进行了糙米干燥的神经网络应用研究, 建立了四层神经网络优化模型; Islam 等 (2003)<sup>[75]</sup> 建立了神经网络液体扩散模型, 预测不同空气流速、湿度和温度下的不同厚度土豆片干燥速率; 国内, 方建军 (1997)<sup>[76]</sup> 利用人工神经网络建立谷物干燥模型; 郑文利 (1998)<sup>[77]</sup> 进行了基于神经网络的真空冷冻干燥过程建模研究; 吴涛 (1999)<sup>[78]</sup> 进行了垂直对撞流干燥过程降水率的神经网络预测方法研究。国外的木材干燥神经网络应用极少, 国内至今还没有, 由此, 神经网络将成为木材干燥领域的建模和控制新方法、新手段。

### 1.3.3 木材干燥发展趋势

国际干燥咨询委员会主席、国际干燥界权威性杂志“Drying Technology”主编，加拿大的 A.S.Mujumdar 教授曾撰文<sup>[79]</sup>指出，在设计干燥装置时，必须考虑较高的干燥质量和较低的能耗。当今干燥的总目标是：在对产品品质不利影响最小，不损害环境和在设备投资与运行费用最低的条件下，实现被干物料最快的水分迁移。木材干燥的发展趋势将集中在两大方面：关于干燥设备和干燥技术与理论研究<sup>[14,80]</sup>。

(1) 干燥设备：常规蒸汽干燥历史悠久，具有技术比较成熟、干燥速度较快、适应性强、设备已经初步系列化便于用户选择等优点，因而仍将占主导地位。蒸汽干燥技术发展的重点是提高干燥质量，降低能耗。可通过以下几个方面实现：其一，建立木材干燥模型，运用控制理论和计算机技术实现木材干燥自动控制；其二是根据优化计算得出的每个干燥阶段的最佳风速，用可变速风机供风。其三是利用高效热管换热器或除湿机等节能设备，回收干燥室排气的余热。

(2) 干燥工艺：木材干燥的质量和速度在很大程度上依赖于干燥工艺，而目前木材干燥工艺的制定依然依赖经验，影响木材干燥的因素很多。我国已编制了由林业部颁布的窑干和气干工艺规程，涉及 60 余个材种。但我国有 2000 多种木材，加上我国实施天然林保护工程后，木材干燥的对象有所变化，主要是速生材、小径材、进口材等，因此今后干燥工艺的研究任务仍十分艰巨，针对不同的干燥对象，利用建模仿真方法实现最佳匹配工艺参数实施将是研究热点之一。

(3) 干燥过程控制水平：目前，我国大多数木材干燥窑都是依赖操作人员按照工艺参数凭经验控制。进口设备或少数国产设备的自动控制也属于人为设定参数的半自动控制，几乎很少有真正意义上的全自动控制。木材干燥过程是一个复杂非线性过程，控制参数间不仅存在着相互耦合作用，而且各参数的给定值不是恒定值，在不同时间阶段（或含水率阶段）有不同的数值，且变化范围很大。目前的干燥过程控制中，主要采用单输入、单输出的定值控制系统，没有考虑干燥过程中各参数之间相互耦合作用，只是提出用计算机平行对上述两个参数按照选定的干燥基准各自分别实施单回路控制。因此，这一类系统不能显著改善系统的控制质量。如何提高木材干燥过程控制水平，以适应不同的干燥对象及其过程中的特性变化，将工艺的优化与现代化控制有机结合是干燥控制发展的必然趋势。由此，干燥控制设备必将是智能控制层次上的产品，才能更好地适应干燥过程的变化，以最小的代价保证高质量。

(4) 干燥基础研究：从我国的实际情况来看，本世纪我国木材干燥理论基础研究应侧重以下几个方面：①建立干燥过程数学模型；②木材干燥过程的传热传质；③干燥过程中木材内的应力分布及影响因素；④高精度的木材含水率分布的无损检测方法；⑤干燥室气体动力学与气流循环的优化；⑥木材干燥与环境问题<sup>[10]</sup>。

各种木材干燥数学模型的建立是实现木材干燥技术质的飞跃的先决条件，因而建模仍将是我国 21 世纪的研究热点，如：热质传递与热质耦合传递模型；应力分布模型；干燥过程优化控制模型、模糊控制及智能控制模型等，还可采用神经网络技术建立数学模型。

## 1.4 主要研究内容

根据国内外木材干燥理论研究的发展情况, 本论文主要开展了以下几方面的研究工作:

1. 根据木材干燥的过程特性, 利用神经网络的并行处理、自适应、自学习和很好的容错能力, 以干燥窑的加热阀开度、喷湿阀开度、排潮阀开度三个控制信号作为输入量, 以窑内温度、湿度两个量作为输出量, 建立木材干燥过程控制模型并进行实验验证。

2. 干燥基准是用以控制干燥过程中介质温度和湿度变化的规定程序表。本文依据干燥过程实时采集的温度、湿度及含水率实验数据, 基于时延神经网络建立干燥基准模型, 预测干燥过程的含水率变化特性。

3. 利用模糊控制和模糊自适应控制的特点, 在木材干燥过程辨识模型的基础上, 仿真研究木材干燥这一复杂强耦合非线性系统的模糊控制和模糊自适应控制方法, 寻求优于传统 PID 控制的智能化控制模式, 实验验证模糊自适应控制效果。

## 2 基于神经网络的系统辨识

### 2.1 引言

随着控制过程复杂性的提高,控制理论的应用日益广泛,而被控对象的数学模型是控制理论实际应用不可缺少的要素。但在多数情况下,被控对象的数学模型是未知的,并且在正常运行期间,模型的参数可能发生变化,因此,利用控制理论去解决实际问题时,首先考虑的就是被控对象数学模型的建立。一般来讲,对象的输入输出信号总是可测的,而对象的动态特性必然表现在这些输入输出数据之中<sup>[6]</sup>,由此可以利用输入输出数据所提供的信息量来建立对象模型,即辨识。目前,对线性、非时变和具有不确定参数对象进行辨识的研究已取得了很大的进展,对于非线性系统的辨识问题,往往需要有关被辨识系统的结构形式等各种先验知识和假设,因此,它们基本上是针对某些特殊非线性系统而进行的。神经网络因其具有的非线性变换特性和高度的并行运算能力为系统辨识,尤其是非线性动态系统(比如木材干燥过程)的辨识,提供了一条十分有效的途径。

### 2.2 系统辨识的基本问题

系统辨识是建模的一种方法,系统辨识的任务是解决系统的数学描述问题。经典系统辨识方法的基本思路可以概括为两步:首先,对待辨识系统进行理论分析,根据分析结果建立起这个系统的机理模型;然后,利用实验得到的输入输出数据一一确定机理模型中的待定参数,得出最后的系统数学模型。在这种思路下由于要对待辨识系统进行机理分析要求一定的先验知识,所以系统实际并非‘黑色’的而是‘灰色’的。然而对于复杂的系统,建立每一个参数都有具体物理意义的机理模型是很困难、不现实的。因此,人们常依据试验的方法,从试验数据中建立能反映系统输入—输出关系的模型。用这种方法得到的模型,其参数可能不具有明确的物理意义,然而这并不影响我们利用该模型进行系统的设计和研究。

L.A.Zadeh 曾给辨识这样定义:“系统辨识是在输入和输出数据的基础上,从一组给定的模型类中,确定一个与所测系统等价的模型。”<sup>[6]</sup>这个定义明确了辨识的三要素:输入/输出数据、模型类和等价准则。由于实际中不可能寻找到一个与实际系统完全等价的模型,因此从实用观点出发,辨识就是从一组模型类中选择一个模型,按照某种准则,使之能最好地拟合所关心实际系统的动态和静态特性。传统的系统辨识结构如图 2-1 所示。

图中  $f$  为干扰信号,系统辨识就是根据系统的输入/输出数据对  $(u/y)$ ,利用数学方法提取系统  $P$  的数学模型  $P'$ ,并且使式  $e = \|y - y'\| \leq \epsilon$  成立,式中  $y'$ ,  $y$  分别为辨识模型和系统对输入  $u$  的输出响应,  $\epsilon$  为预定的辨识精度。

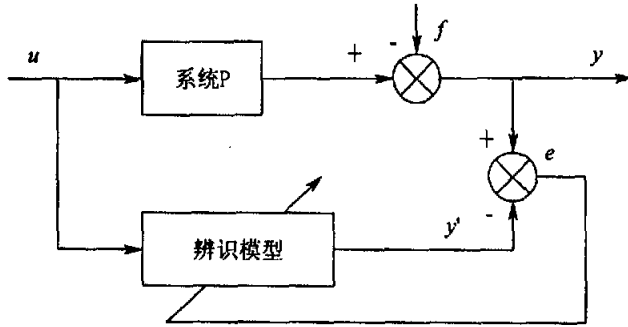


图2-1 传统的系统辨识结构

Fig.2-1 Conventional identification structure of system

辨识的主要步骤<sup>[82, 83]</sup>如下:

### (1) 实验设计

实验设计的目的, 是使采集到的输入输出数据序列, 尽可能多地包含系统特性的内在信息。实验设计所需确定的问题是: 输入信号(幅度、频带等)、采样周期、辨识时间(数据长度)、开环或闭环、离线或在线等。

其中, 输入信号需满足的条件为:

① 在辨识时间内, 系统的动态必须被充分地激励, 即输入信号必须激励系统的所有模态;

② 激励时间必须足够长, 否则, 来不及达到基本的匹配;

③ 为保证辨识的精度, 输入信号需有良好的质量。

### (2) 模型结构辨识

模型结构辨识, 就是确定模型类, 是利用已有的知识, 进行具体分析, 确定模型的结构。应该用尽可能简单的模型来描述待辨识系统。

### (3) 模型参数估计

在模型的结构确定后, 其中未知的部分就需要通过实验数据去“估计”。参数估计的要求就是使辨识出来的模型与实际过程在某种意义上是最接近的。“接近”是用一个准则(误差准则或等价准则)来衡量的, 通常衡量在同样输入时模型输出与实际过程输出之间的误差大小。

### (4) 模型的检验

一个模型被辨识出来之后, 是否可靠, 或者是否真实反映对象的特性, 是需要检验的。如何检验一个已得到的模型, 至今未有很好的解决办法。应该说, 模型好坏主要由实际应用效果来鉴定。

为了得到可靠的数学模型, 需要进行多次试验。检验的方法可以利用在不同时间区段内采集的数据, 分别建立模型, 如果模型的特性基本相符, 则模型是可靠的。特别重要的是用一套数据(某工况下得到)辨识出来的模型, 需要另一套数据(另一工况下得到)来验证或修改。如此交错地核对, 才可能使模型的质量得到保证。

传统的系统辨识必须考虑模型选择, 输入信号和误差准则三方面的问题, 而其中模型选择比较复杂且无一般的选择规律。目前的做法是依赖于模型的用途, 兼顾其精确性

和复杂性等问题权衡来选择。传统辨识算法的基本原理是通过建立依赖于参数的模型,把辨识问题转化成对模型参数的估计问题。这类传统的辨识算法能较成功地应用于线性系统或可线性化的系统辨识中,按照其基本原理,主要有三种不同的方法:

(1) 最小二乘法。利用最小二乘原理,极小化广义误差的二次方和函数来确定模型的参数;

(2) 梯度校正法。利用最速下降法原理,沿着误差准则函数关于模型参数的负梯度方向,逐步修改模型的参数估计值,直到误差准则函数达到最小值标准;

(3) 极大似然法。根据极大似然原理,通过极大化似然函数来确定模型的参数。

这些方法对于一般非线性系统的辨识是很困难的,而神经网络因其对非线性函数具有任意逼近和自学习能力,为非线性系统的辨识提供了一种简单而有效的一般性方法。

## 2.3 神经网络辨识内涵

80年代中期以来,神经网络以其独特的优点引起了人们的极大关注。其基本思想是从仿生学的角度对人脑的神经系统进行模拟,使机器具有人脑那样的感知、学习和推理等智能。神经网络的优势<sup>[64]</sup>在于:

(1) 神经网络是本质的非线性系统。理论分析表明,多层前馈神经网络能够以任意精度逼近任意非线性映射,这种能力使非线性系统的描述有了统一的数学模型;

(2) 神经网络是本质的并行结构,在快速实现大量复杂算法及处理实时性要求高的系统时极具潜力;

(3) 神经网络的固有学习能力使它可以处理那些难以用模型或规则描述的过程或系统,降低了系统的不确定性,带来了适应环境变化的泛化能力;

(4) 神经网络具有分布式信息存储与处理结构,可以从不完善的数据和图形中进行联想,从而在已存储的信息中寻找与该输入匹配最好的存储信息为其解,这种能力使其具有很强的鲁棒性和容错性;

(5) 神经网络具有很强的综合推理能力,能够同时融合定量与定性数据,能很好地解决输入信息之间的互补性与冗余性问题,并能恰当地协调互相矛盾的输入信息;

(6) 对多变量系统,神经网络可以很自然地处理多个输入输出变量问题。

这些特点显示了神经网络在求解非线性和不确定性系统控制方面的巨大潜力,将神经网络引入控制系统是控制学科发展的必然趋势。由于系统的复杂性,存在多种不确定性及难以确切描述的非线性,现代工业对过程控制不仅要求控制的精确性,还要求控制的鲁棒性、实时性、容错性及对控制参数的自适应和学习能力。传统自适应控制存在局限性,未能从根本上解决这些问题,而神经网络在系统辨识、控制系统、模式识别、故障诊断等方面得到了广泛的应用。

对于本质非线性系统,传统辨识算法难以付诸应用,因为这类系统对应的模型很难化为最小二乘格式(即关于参数空间的线性模型),而神经网络应用于系统辨识的一个优点就是不需要预先建立实际系统的辨识格式,它对系统进行辨识是通过直接学习系统的输入/输出数据,以达到使所要求的误差准则函数最小的目的,从而归纳出隐含在系统输入/输出中的关系,这个关系即描述系统动态或静态的算子  $P$ ,  $P$  隐含在神经网络内

部,它究竟表现为什么样的形式,对外界是不可知的,况且人们所关心的并不是神经网络以什么样的形式去逼近实际系统 P,而只要神经网络的输出能够逼近系统在同样的输入信号激励下的输出,则认为神经网络已充分体现出实际系统特性,从而完成了对原系统的辨识。

与传统基于算法的系统辨识一样,神经网络辨识同样也需要首先考虑以下因素:

### (1) 模型的选择

模型只能是在某种意义下对实际系统的一种近似描述,它的确定要兼顾其精确性和复杂性。因为如果要求模型越精确,模型就会变得很复杂,相反如果适当降低模型的精度要求,只考虑主要因素而忽略次要因素,模型就可以变得简单些,所以在建立实际系统的模型时,存在精确性和复杂性这一矛盾。在神经网络辨识这一问题上主要表现为网络隐层数的选择和隐含层内节点数的选择。由于神经网络隐含层节点的最佳选择目前还缺乏理论上的指导,因此实现这一折衷方案的唯一途径是进行仿真实验。

### (2) 输入信号的选择

为了能够精确有效地对未知系统进行辨识,输入信号必须满足一定的条件。从时域上来看,要求系统的动态过程在辨识时间内必须被输入持续激励,即输入信号必须充分激励系统的所有模态;从频域上来看,要求输入信号的频谱必须足以覆盖系统的频谱。通常在神经网络辨识中可选用白噪声或伪随机信号作为系统的输入信号。

### (3) 误差准则的选择

误差准则是用来衡量模型接近实际系统程度的标准,它通常用一个误差泛函,记作:

$$E(W) = \sum_k f[e(k)] \quad (2-1)$$

式中,  $f$  是误差矢量  $e(k)$  的函数,用得最多的是平方函数,即:

$$f[e(k)] = \|e(k)\|_2 \quad (2-2)$$

这里的误差  $e(k)$  指的是广义误差,既可表示为输出误差又可表示为输入误差,甚至是两种误差函数的合成。

与传统的基于算法辨识方法比较,神经网络系统辨识具有如下特点<sup>[65]</sup>:

(1) 不要求建立实际系统的辨识格式,即可省去系统结构建模这一步。因为神经网络本质已作为一种辨识模型,其可调参数反映在网络内部的权值上;

(2) 可以对本质非线性系统进行辨识。辨识是通过在网络外部拟合系统的输入输出特性,在网络的内部,归纳隐含在系统输入输出数据中的系统特性来完成的。因此辨识是非算法式的,由神经网络本身体现;

(3) 辨识的收敛速度不依赖于待辨识系统的维数,只与神经网络本身及其所采用的学习算法有关,而传统的辨识算法随模型参数维数增大变得很复杂;

(4) 神经网络具有大量连接,其连接权的权值在辨识中对应于模型参数,通过调节这些参数可使网络输出逼近系统输出;

(5) 适于多变量系统,神经网络的输入、输出变量的数目是任意的,对单变量系统与多变量系统提供了一种通用的描述方式,不必再考虑各子系统间的解耦等问题。因此



它应用起来更为方便:

(6) 神经网络作为实际系统的辨识模型, 实际上也是系统的一个物理实现, 可以用于在线控制。

## 2.4 常用的辨识神经网络

神经网络用于系统辨识的实质就是选择一个适当的神经网络模型来逼近实际系统。网络从基本模式看, 主要有: 前向型、反馈型、自组织型及随机型网络等。在此只阐述本文研究中涉及到的几种常用的神经网络模型。

### 2.4.1 前向神经网络

前向神经网络是由一层或多层非线性处理单元组成的, 相邻层之间通过突触权阵连接起来。由于前一层的输出作为下一层的输入, 因此称此类网络结构为前向神经网络, 如图 2-2 所示。前向网络可以看成是一种一组输入模式到一组输出模式的系统变换。这种变换通过对某一给定的输入样本相应的输出数据集的训练得到。为了能够实现这一行为, 网络的突触权系数阵在某种学习规则的指导下进行自适应学习, 通常情况下, 前向网络的训练需要一组输入输出样本集, 因此这种学习方法又称为有导师指导下的学习。

在前向网络中, 网络权值的调整是通过误差反向传播(Back Propagation, 简称 BP)学习算法来进行的。常用的前向网络是 BP 网络。

BP 算法包含正向传播和反向传播两个过程, 在正向传播过程中, 样本从输入层经过隐层单元层处理, 各层神经元的输出仅对下一层神经元的状态产生影响, 直至输出层。若网络输出与期望输出之间存在偏差, 则进入反向传播过程。反向传播时, 误差信号由原正向传播途径反向回传, 并按误差函数的负梯度方向, 对各层神经元的权系数进行修正, 最终使期望的误差函数趋向最小。因此, BP 算法是一种以梯度为基础的搜索算法, 在算法的实现上, 充分体现了神经网络并行处理的特点。

一般说来, 前向网络是通过期望输出与实际输出之间的误差平方的极小进行权阵的学习和训练。通常, 前向传播网络的训练是按周期进行的, 即在每一个周期内, 训练将是针对所有样本集, 一旦一个周期完成, 下一个周期仍然对此样本集进行重新训练, 直到性能指标  $E$  满足要求为止。

给定  $P$  组样本  $(X_1, T_1; X_2, T_2; \dots; X_p, T_p)$ 。这里  $X_i$  为  $n_i$  维输入矢量,  $T_i$  为  $n_o$  维期望输出矢量,  $i=1, 2, \dots, P$ , 假设矢量  $Y$  和  $O$  分别表示网络的隐层和输出层的输出矢量。则 BP 网络的训练过程如下<sup>[66]</sup>:

(1) 选  $0 < \eta \leq 1$ ,  $E_{\max}$  作为最大容许误差, 并且将权值矩阵初始化成某一小的随机矩阵,  $p \leftarrow 1$ ,  $E \leftarrow 0$ ;

(2) 训练开始, 按公式计算出隐层神经元的输出和各输出层神经元的输出;

(3) 计算误差  $E \leftarrow [(t_k - y_k)^2 / 2] + E$ ,  $k=1, 2, \dots, n_o$ ;

(4) 按公式计算广义误差;

(5) 调整权值矩阵;

(6) 若  $p < P$ ,  $p \leftarrow p + 1$ , 转向(2), 否则转向(7);

(7) 若  $E < E_{max}$ , 结束, 否则  $E \leftarrow 0$ ,  $p \leftarrow 1$ , 转向(2)。

BP 算法的指导思想是: 对网络权值( $\omega_{ij}, T_{hi}$ )修正与阈值( $\theta$ )的修正, 使误差函数( $E$ )沿负梯度方向下降。BP 网络三层节点表示为, 输入节点:  $x_j$ , 隐节点:  $y_i$ , 输出节点:  $O_i$ 。输入节点与隐层节点间的网络权值为  $\omega_{ij}$ , 隐节点与输出节点间的网络权值为  $T_{hi}$ 。当输出节点的期望输出为  $t_i$  时, BP 算法的详细计算公式如下<sup>[67]</sup>:

(1) 隐节点的输出:

$$y_i = f\left(\sum_j \omega_{ij} x_j - \theta_i\right) = f(\text{net}_i) \quad (2-3)$$

其中  $\text{net}_i = \sum_j \omega_{ij} x_j - \theta_i$ 。

(2) 输出节点的计算输出:

$$O_i = f\left(\sum_h T_{hi} y_h - \theta_i\right) = f(\text{net}_i) \quad (2-4)$$

其中  $\text{net}_i = \sum_h T_{hi} y_h - \theta_i$ 。

(3) 输出节点的误差公式:

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} \sum_i (t_i - O_i)^2 = \frac{1}{2} \sum_i \left( t_i - f\left(\sum_h T_{hi} y_h - \theta_i\right) \right)^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_i \left( t_i - f\left(\sum_h T_{hi} f\left(\sum_j \omega_{ij} x_j - \theta_i\right) - \theta_i\right) \right)^2 \end{aligned} \quad (2-5)$$

① 对输出节点公式的推导

$$\frac{\partial E}{\partial T_{hi}} = \sum_{k=1}^n \frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial T_{hi}} = \frac{\partial E}{\partial O_i} \frac{\partial O_i}{\partial T_{hi}} \quad (2-6)$$

$E$  是多个  $O_k$  的函数, 但只有一个  $O_i$  与  $T_{hi}$  有关, 各  $O_k$  间相互独立。其中

$$\frac{\partial E}{\partial O_i} = \frac{1}{2} \sum_k -2(t_k - O_k) \cdot \frac{\partial O_k}{\partial O_i} = -(t_i - O_i) \quad (2-7)$$

$$\frac{\partial O_i}{\partial T_{hi}} = \frac{\partial O_i}{\partial \text{net}_i} \frac{\partial \text{net}_i}{\partial T_{hi}} = f'(\text{net}_i) \cdot y_i \quad (2-8)$$

则

$$\frac{\partial E}{\partial T_{hi}} = -(t_i - O_i) \cdot f'(\text{net}_i) \cdot y_i \quad (2-9)$$

设输入节点误差

$$\delta_i = -(t_i - O_i) \cdot f'(\text{net}_i) \quad (2-10)$$

则

$$\frac{\partial E}{\partial T_{ij}} = -\delta_i y_j \quad (2-11)$$

② 对隐节点公式的推导

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \sum_i \sum_j \frac{\partial E}{\partial O_i} \frac{\partial O_i}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial \omega_{ij}} \quad (2-12)$$

$E$  是多个  $O_i$  的函数, 针对某一个  $\omega_{ij}$ , 对应一个  $y_i$ , 它与所有  $O_i$  有关(上式只存在对  $i$  的求和), 其中

$$\frac{\partial E}{\partial O_i} = \frac{1}{2} \sum_k -2(t_k - O_k) \cdot \frac{\partial O_k}{\partial O_i} = -(t_i - O_i) \quad (2-13)$$

$$\frac{\partial O_i}{\partial y_i} = \frac{\partial O_i}{\partial net_i} \cdot \frac{\partial net_i}{\partial y_i} = f'(net_i) \cdot \frac{\partial net_i}{\partial y_i} = f'(net_i) \cdot T_{ii} \quad (2-14)$$

$$\frac{\partial y_i}{\partial \omega_{ij}} = \frac{\partial y_i}{\partial net_i} \cdot \frac{\partial net_i}{\partial \omega_{ij}} = f'(net_i) \cdot x_j \quad (2-15)$$

则

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = -\sum_i (t_i - O_i) f'(net_i) \cdot T_{ii} \cdot f'(net_i) x_j = -\sum_i \delta_i T_{ii} \cdot f'(net_i) \cdot x_j \quad (2-16)$$

设隐节点误差

$$\delta'_i = f'(net_i) \cdot \sum_j \delta_j T_{ji} \quad (2-17)$$

则

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = -\delta'_i x_j \quad (2-18)$$

由于权值的修正  $\Delta T_{ii}$ ,  $\Delta \omega_{ij}$  正比于误差函数沿梯度下降, 则有

$$\Delta T_{ii} = -\eta \frac{\partial E}{\partial T_{ii}} = \eta \delta_i y_i \quad (2-19)$$

$$\delta_i = (t_i - O_i) \cdot f'(net_i) \quad (2-20)$$

$$\Delta \omega_{ij} = -\eta' \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \eta' \delta_i x_j \quad (2-21)$$

$$\delta'_i = f'(net_i) \sum_j \delta_j T_{ji} \quad (2-22)$$

阈值  $\theta$  也是一个变化值, 在修正权值的同时也修正它, 原理同权值的修正一样。

BP 算法的使用很广泛, 但仍存在一定的不足, 主要有:

(1) 由于 BP 算法属于非线性优化, 就不可避免地会存在局部极小问题, 还没有一种方法能够告诉我们当前的解是否是真正的最优, 如果神经网络的训练结构不够理想, 唯一的办法是重新对神经网络进行训练直到得到满意的结果为止;

(2) 学习算法的收敛速度慢, 且收敛速度与初始权的选择有关;

(3) 网络的结构设计, 即隐层及节点数的选择, 尚无理论指导;

(4) 新加入的样本会影响到已训练好的样本。

其它前向网络还有径向基神经网络(RBF-Radial Basic Function), 小脑模型神经网络(CMAC-Cerebellar Model Articulation Controller)等。

前向神经网络是一个静态网络, 所以适于处理与时间无关的对象, 比如文字识别、空间曲线的逼近等问题。而工程中有许多对象是与时间有关系的(时间是一个自变量),

如时间序列建模和预测, 动态系统辨识, 语音识别等等。为处理这一类系统, 必须在网络中引入记忆功能。可以有两种方式, 一是通过时延单元把以前的状态保存在延时单元中; 另一种是引入反馈, 使网络本身成为一个动态系统。

### 2.4.2 时延神经网络

时延神经网络是在前向静态神经网络(多层 BP 网、RBF 网、CMAC 网)的外部加入延时单元扩展而来, 此时可以看作把时间信号展成空间表示后再送给静态的前向网络。时延神经网络辨识结构如图 2-3 所示, TDL (Tapped Delay Line)为按拍延迟线<sup>[86,88]</sup>, 可描述为:

$$Y(k) = F[U(k), U(k-1), U(k-2), \dots, U(k-n); Y(k-1), Y(k-2), \dots, Y(k-m)] \quad (2-23)$$

时延神经网络实际上是用静态网络来实现动态系列问题<sup>[89]</sup>。利用静态网络来描述动态的时间序列可以简单地将输入信号按时间坐标展开, 并将展开后的所有信息作为静态网络的输入模式, 换句话说就是将时间作为另一维信号同时加到神经网络的输入端, 从而实现利用静态网络来逼近动态时间序列系统, 这样在神经网络上的时间信息就被强调得更充分。但实际上, 只能将输入时间序列展开成有限维的输入信号。由于不存在反馈, 故其训练方法可完全套用传统的 BP 算法。

利用静态前向神经网络和时延神经网络对动态系统进行辨识和控制, 实际上是将动态时间建模问题变为一个静态空间建模问题。这就必然出现诸多问题, 如需要先假定系统的 NARMA 模型类, 需要对结构模型进行定阶, 特别是随着系统阶次的增加或阶次未知时, 迅速膨胀的网络结构将使学习的速度更加缓慢, 另外较多的输入节点也将使相应的辨识和控制系统对外部噪声特别敏感。相比之下, 动态神经网络模型是一种专门适合于控制问题的神经网络, 主要是因为它反映的是系统动态行为, 但是由于对动态神经网络的逼近理论问题和学习算法问题没有完全解决, 使得它在自动控制中的研究和应用过程中处于停滞不前的状态, 还有待于进一步研究。

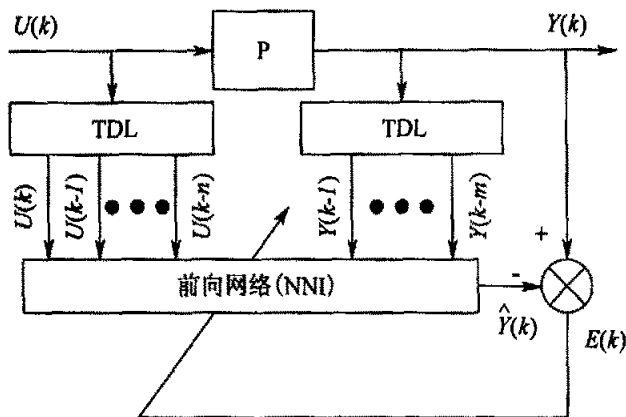


图2-3 时延神经网络辨识结构图

Fig.2-3 Identification structure of time-delay neural network

### 2.4.3 动态递归神经网络

迄今为止,用于非线性系统建模、辨识和控制的神经网络绝大部分都是静态前向神经网络,主要分为具有全局逼近能力的 BP 网络和具有局部逼近能力的 CMAC 网络、RBF 网络等,并已取得了许多重要的研究成果。不论是全局逼近神经网络还是局部逼近神经网络,就其本质而言,都是利用静态神经网络处理连续时间动态系统的辨识和控制问题,网络的输入有系统输出和控制输入的延迟,这使其在非线性系统中的应用大多局限于低阶系统,严重阻碍了前向神经网络在高阶系统中的应用。而动态递归神经网络(Dynamical Recurrent Neural Networks,简称 DRNN)是一种将前向网络的隐节点或输出节点上的值反馈到上层节点或者在本层节点上进行自反馈的网络结构<sup>[66]</sup>。与前向网络相比,动态递归网络既有前馈连接,也有反馈连接,克服了前向网络不具备动态特性的缺点,使训练好的网络具备非线性映射和动态特性,而得到动态结构和系统的动力学模型,所以动态递归神经网络更适合于系统辨识、建模与控制。

但动态递归神经网络的应用还存在几点问题:第一,动态递归神经网络输出对其各权值的动态梯度的计算特别复杂;第二,当把基于梯度原理的前向神经网络训练算法用于动态递归神经网络的训练时,缺乏有效性,这是因为动态递归神经网络输出信号的前后相关性使得梯度算法只能以极低的学习速率进行;第三,动态递归神经网络过于复杂的结构使得其对外界噪声特别敏感;第四,对任意连续非线性系统,从理论上仍然缺乏对其建模的通用连续动态递归神经网络模型。因此,尽管动态递归神经网络因其本身固有的映射动态特征功能和适应系统时变特性的能力,使其在非线性系统的建模、辨识和控制方面有着广阔的应用前景,但是要使其获得广泛应用,必须对其结构和算法作进一步研究。

动态递归网络又分为全反馈和部分反馈两种网络形式。全反馈网络具有任意的前馈和反馈连接,且所有连接权都可以进行修正。而在部分递归网络中,前馈连接权可以修正,反馈连接由一组所谓的结构单元 Context 构成,连接权不可修正。结构单元记忆隐层或输出层的过去状态,且在下一时刻连同网络输入一起作为隐层单元的输入,从而使递归网络具有记忆能力。常见的动态递归神经网络有 Elman 网络和 Jordan 网络<sup>[66,67]</sup>。

#### (1) Elman 网络

Elman 网络的结构如图 2-4 所示,是一种典型的局部递归网络,其特点是,除了输入、输出和隐层节点外,还有与隐层节点数相同的反馈节点,其输入是隐节点输出的一步延迟。

设  $W_{HI}$  是网络的隐层至输入层权值矩阵,  $W_{HC}$  是隐层至结构单元的权值矩阵,  $W_{OH}$  是网络的输出层至隐层的权值矩阵;  $U$  和  $Y$  分别为输入和输出向量;  $F$ 、 $G$  是隐层单元和输出单元激活函数组成的向量函数;这样 Elman 网络的输入输出关系可描述为:

$$\begin{aligned} X(k) &= F(W_{HC}X_c(k) + W_{HI}U(k-1)) = F(S(k)) \\ X_c(k) &= X(k-1) \\ Y(k) &= G(W_{OH}X(k)) = G(T(k)) \end{aligned} \quad (2-24)$$

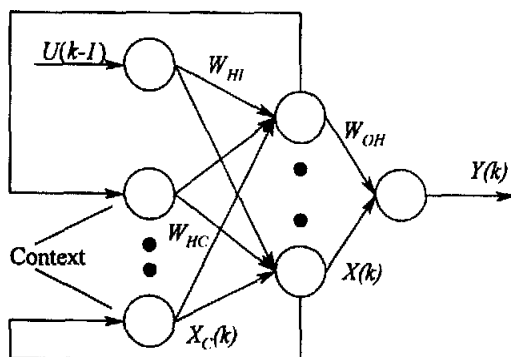


图2-4 Elman网络模型  
Fig.2-4 Elman network model

网络采用动态 BP 学习算法:

① 设网络的目标函数为:

$$J(k) = \frac{1}{2} \sum (y_d(k) - y(k))^2 = \frac{1}{2} \sum e^2(k) \quad (2-25)$$

式中,  $y_d$ 、 $y$  分别为样本输出、网络输出。

② 权值调整算法:

隐层至输出层权值  $W_{OH}$ :

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W_{OH_i}} = \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial T(k)} \frac{\partial T(k)}{\partial W_{OH_i}} = -e(k) G'(T(k)) X(k) = \delta(k) X_i(k) \quad (2-26)$$

式中  $\delta(k) = \frac{\partial E(k)}{\partial T(k)} = -e(k) G'(T(k))$

结构单元到隐层权值  $W_{HC}$ :

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W_{HC_{ij}}} = \frac{\partial E(k)}{\partial X_i(k)} \frac{\partial X_i(k)}{\partial S_i(k)} \frac{\partial S_i(k)}{\partial W_{HC_{ij}}} \quad (2-27)$$

式中  $\frac{\partial E(k)}{\partial X_i(k)} = \frac{\partial E(k)}{\partial T(k)} \frac{\partial T(k)}{\partial X_i(k)} = \delta(k) \frac{\partial}{\partial X_i(k)} \sum_l W_{OH_l} X_l(k) = \delta(k) W_{OH_i}(k)$

$$\frac{\partial X_i(k)}{\partial S_i(k)} = F'(S_i(k)) \quad (2-28)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial X_i(k)}{\partial W_{HC_{ij}}} &= \frac{\partial X_i(k)}{\partial S_i(k)} \frac{\partial S_i(k)}{\partial W_{HC_{ij}}} = F'(S_i(k)) \frac{\partial}{\partial W_{HC_{ij}}} \left[ \sum_j W_{HC_{ij}} X_j(k-1) + \sum_q W_{HI_{iq}} u_q(k-1) \right] \\ &= F'(S_i(k)) \left[ X_j(k-1) + \sum_j W_{HC_{ij}} \frac{\partial X_j(k-1)}{\partial W_{HC_{ij}}} \right] \end{aligned} \quad (2-29)$$

输入层至隐层的权值  $W_{HI}$ :

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W_{HIq}} = \frac{\partial E(k)}{\partial S_i(k)} \frac{\partial S_i(k)}{\partial T(k)} = \delta'_i(k) u_q(k-1) \quad (2-30)$$

则权值实时调整为:

$$\Delta W_{OHi} = -\eta \delta(k) X_i(k) = -\eta e(k) G'(T(k)) X_i(k) = -\eta \delta(k) X_i(k) \quad (2-31)$$

$$\Delta W_{HCy} = -\eta \delta(k) W_{OHi}(k) F'(S_i(k)) \frac{\partial S_i(k)}{\partial W_{HCy}} = -\eta \delta'_i(k) \frac{\partial S_i(k)}{\partial W_{HCy}} \quad (2-32)$$

$$\Delta W_{HIq} = -\eta \delta(k) W_{OHi}(k) F'(S_i(k)) u_q(k-1) = -\eta \delta'_i(k) u_q(k-1) \quad (2-33)$$

式中  $\delta'_i(k) = \frac{\partial E(k)}{\partial S_i(k)} = \delta(k) W_{OHi}(k) F'(S_i(k))$

(2) Jordan 网络

Jordan 神经网络如图 2-5 所示, 其特点是除了输入、输出和隐层节点外, 还有与输出层节点数相同的反馈节点, 其输入是输出层输出的一步延迟。  $W_{HI}$  是网络的隐层至输入层权值矩阵,  $W_{HC}$  是隐层至结构单元的权值矩阵,  $W_{OH}$  是网络的输出层至隐层的权值矩阵;  $A$  为反馈系数矩阵,  $B$  为自反馈系数矩阵( $A$  和  $B$  是常数矩阵);  $U$  和  $Y$  分别为输入和输出向量;  $F$ 、 $G$  是隐层单元和输出单元激活函数组成的向量函数, 这样动态递归网络的非线性关系为:

$$\begin{aligned} X(k) &= F(W_{HC} X_c(k) + W_{HI} U(k)) \\ X_c(k) &= AY(k-1) + BX_c(k-1) \\ Y(k) &= G(W_{OH} X(k)) \end{aligned} \quad (2-34)$$

网络权值的学习算法用动态 BP 算法。

Jordan 网络与 Elman 网络相比, 它表示动态系统的能力较弱。因为 Elman 网络中存在状态反馈, 而 Jordan 网络中包含的是输出反馈, 因此只有反映到输出的特性可以被 Jordan 网络表达。

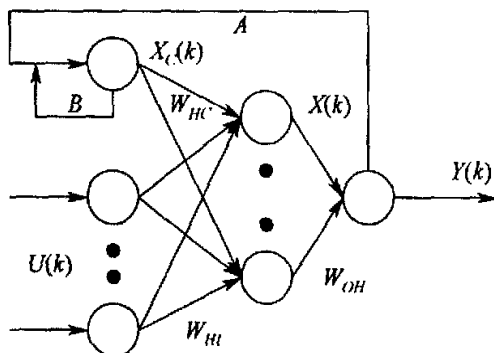


图2-5 Jordan网络模型  
Fig.2-5 Jordan network model

## 2.5 神经网络的辨识结构

目前对于动态系统辨识的方法有两种：一种是把系统动力学特性直接引入到网络本身中来，如动态递归网络模型；另一种方法是在网络输入信号中考虑系统的动态因素，即将输入、输出的滞后信号加到网络输入中来，从而保证网络的输出含有先前的输入、输出信息，模拟离散的动态系统。从神经网络(模型  $P'$ )的输入输出与被辨识系统  $P$  的输入输出关系上，可分为两种辨识结构：并联型与串-并联型，它们分别对应着并联模型(Parallel Model, PM)与串-并联模型(Series-Parallel Model, SPM)：

### (1) 并联模型

并联模型 PM 一般由动态递归神经网络来实现，如图 2-6 所示。在本论文中只考虑系统的动态部分，不计入系统所承受的扰动和噪声，设非线性差分方程所描述的系统为：

$$y(k) = F[y(k-1), \dots, y(k-n)] + G[u(k-d), \dots, u(k-d-m)] \quad (2-35)$$

则并联模型可描述为：

$$y_N(k) = NN_f[y_N(k-1), \dots, y_N(k-n)] + NN_g[u(k-d), \dots, u(k-d-m)] \quad (2-36)$$

式中  $y_N(k)$  是神经网络辨识模型的输出， $NN_f$  和  $NN_g$  代表神经网络所实现的算子。该模型在  $k$  时刻的输出依赖于它(模型)在  $k$  时刻以前的输出和系统的输入。尽管已假设待辨识系统是稳定的，然而在学习开始并不能保证  $y_N$  逼近  $y$ ，若存在偏差，那么这种偏差在递归过程中会产生积累效应，因此这种结构可能不稳定。

### (2) 串-并联模型

串-并联模型 SPM 由时延神经网络实现，如图 2-7 所示。只考虑系统的动态部分，不计入系统所承受的扰动和噪声，串-并联模型可描述为：

$$y_N(k) = NN_f[y(k-1), \dots, y(k-n)] + NN_g[u(k-d), \dots, u(k-d-m)] \quad (2-37)$$

该模型在  $k$  时刻的输出依赖于系统在  $k$  时刻以前的输入和输出。由于串-并联结构用系统的输入输出作为辨识信息对网络进行训练，因此有利于保证辨识模型的收敛和稳定性，所以这种结构应用较多。

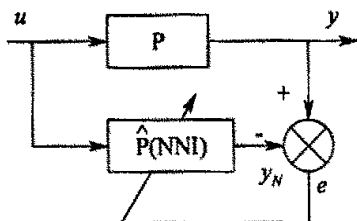


图2-6 并联型辨识结构  
Fig.2-6 Parallel model structure

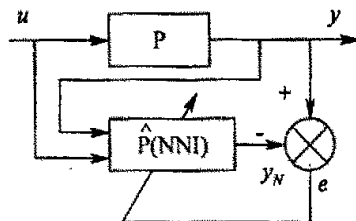


图2-7 串-并联型辨识结构  
Fig.2-7 Series-parallel model structure



## 2.6 本章小结

系统辨识的任务是解决系统的数学描述问题。由于系统的描述是通过模型来表达的，因而系统辨识也称为模型辨识，主要包括确定模型结构、估计模型未知参数和检验模型效果三个内容。神经网络因其具有良好的非线性映射能力、自适应学习能力和并行信息处理能力，为解决未知不确定非线性系统的建模问题提供了一条新的思路。当采用神经网络模型进行系统辨识时，前述的三个内容就相应变成神经网络拓扑结构的选择、神经网络的学习训练和网络泛化能力的检验。它将系统看成是由输入到输出的一个映射，通过网络训练实现系统的映射特性，从而完成对系统的建模与控制。本论文针对木材干燥的复杂非线性特性，选用时延神经网络和动态递归神经网络进行了木材干燥建模研究。

## 3 木材干燥的智能控制方法

### 3.1 引言

目前木材干燥基本上是以传统的干燥工艺基准作为控制模式，仍然属于传统的 PID 控制。PID 控制器是按偏差的比例、积分和微分进行控制的调节器，是连续控制系统中技术最成熟、应用最为广泛的调节器。经典控制理论和现代控制理论作为控制领域的两个主要分支，无论在日常生活还是在工业控制中都起着十分重要的作用，但这两种控制理论的出发点都是基于被控过程的数学模型，对系统进行定量分析，而后设计控制策略<sup>[92]</sup>。随着控制理论的广泛应用，人们不得不面对一些以前所没遇到的新问题，由于这些理论自身的局限性，这些问题用传统控制理论很难解决。为了解决这些问题，促使人们发展出一些新的智能控制理论和方法，这包括神经网络控制、模糊控制以及模糊神经网络控制等。模糊控制与一般 PID 控制在原理与方法上完全不同，是一种基于规则的控制方法。模糊控制通过模糊逻辑和近似推理方法，把人的知识和经验形式化、模型化，变成计算机可以接受的控制模型，从而进行实时控制。

### 3.2 PID 控制

PID（比例-积分-微分）控制器作为最早实用化的控制器已有 50 多年历史，其简单易懂，使用方便，因而至今仍仍是多数控制系统都在采用的控制方式。

#### 3.2.1 PID 控制原理

常规 PID 控制器系统原理框图如图 3-1 所示，系统主要由 PID 控制器和被控对象组成。

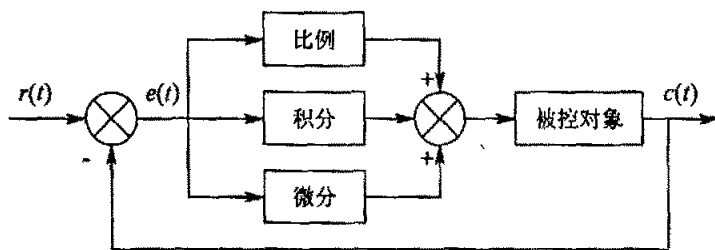


图3-1 PID控制原理框图

Fig.3-1 Block diagram of PID control

作为一种线性控制器，它根据给定值和实际输出值构成控制偏差，将偏差按比例、积分和微分通过线性组合构成控制量，从而对被控对象进行控制，故称为 PID 控制器，在模拟调节控制系统中，其控制规律表达式为：

$$u(t) = K_p \left[ e(t) + \frac{1}{T_I} \int_0^t e(t) dt + T_D \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (3-1)$$

式中： $u(t)$ 为调节器的输出信号； $e(t)$ 为偏差信号，等于给定量  $r(t)$ 与输出量  $c(t)$ 之差； $K_p$ 为比例系数； $T_I$ 为积分常数； $T_D$ 为微分时间常数。

比例环节的引入是为了及时、成比例地反映控制系统的偏差信号  $e(t)$ ，以最快速度产生控制作用，使偏差向减小的趋势变化。积分环节的引入，主要是为了保证被控量  $c(t)$ 在稳态时对给定量  $r(t)$ 的无静差控制。微分环节的引入，主要是为了改善闭环系统的稳定性和动态响应的速度。微分作用使偏差的变化率作用于被控量，从而与偏差量未来变化趋势形成近似的比例关系，使控制器具有“超前”控制的功能。

### 3.2.2 数字 PID 控制方法

由于近年来计算机技术的迅猛发展，实际应用中大多数采用数字 PID 控制器，包括位置式 PID 控制算法和增量式 PID 控制算法<sup>[69]</sup>。

#### ① 位置式 PID 控制算法

由于计算机控制系统是一种采样控制系统，它只能根据采样时刻的偏差值计算控制量，因此式(3-1)中的积分和微分项不能直接使用，需要对它进行离散化处理。若以一系列的采样时刻点  $kT$  代表连续时间  $t$ ，分别用和式代替积分，以增量式代替微分，则可作如下近似变换：

$$\begin{cases} t \approx kT & (k = 0, 1, 2, \dots) \\ \int_0^t e(t) dt \approx T \sum_{j=0}^k e(jT) = T \sum_{j=0}^k e(j) \\ \frac{de(t)}{dt} \approx \frac{e(kT) - e[(k-1)T]}{T} = \frac{e(k) - e(k-1)}{T} \end{cases} \quad (3-2)$$

式中： $T$ 为采样周期。显然，上述离散化过程中，采样周期必须足够短才能保证足够的精度。若将  $e(kT)$ 简化表示成  $e(k)$ ，则可省去  $T$ 。将式(3-2)代入式(3-1)，可得离散的 PID 表达式为：

$$u(k) = K_p e(k) + K_I \sum_{j=0}^k e(j) + K_D [e(k) - e(k-1)] \quad (3-3)$$

式中， $k$ 为采样序号 ( $k=0, 1, 2, \dots$ )； $u(k)$ 为第  $k$ 次采样时刻的计算机输出值； $e(k)$ 为第  $k$ 次采样时刻输入的偏差值； $e(k-1)$ 为第  $k$ 次采样时刻输入的偏差值； $K_I$ 为积分系数， $K_I = K_p T / T_I$ ； $K_D$ 为微分系数， $K_D = K_p T_D / T$ 。

由于计算机输出的  $u(k)$ 直接去控制执行机构（如阀门）， $u(k)$ 的值和执行机构的位置（如阀门开度）是一一对应的，所以通常称式 (3-3)为位置式控制算法。由于控制量是全量输出，所以每次输出均与过去的状态有关，计算时要对  $e(k)$ 进行累加，计算机运算工作量大。而且，因为计算机输出的  $u(k)$ 对应的是执行机构的实际位置，如计算机出现故障， $u(k)$ 的大幅度变化，会引起执行机构位置的大幅度变化，这种情况往往是生产实践

中不允许的,在某些场合,还可能造成重大的生产事故,因而产生了增量式 PID 控制的控制算法。

### ② 增量式 PID 控制算法

增量式 PID 是指数字控制器的输出只是控制量的增量。当执行机构需要的是控制量的增量时,可由式(3-3)导出提供增量式的控制算式。根据递推原理可得

$$u(k-1) = K_p e(k-1) + K_i \sum_{j=0}^{k-1} e(j) + K_D [e(k-1) - e(k-2)] \quad (3-4)$$

用式(3-3)减去式(3-4),可得增量式 PID 控制算法表达式如下:

$$\begin{aligned} \Delta u(k) &= K_p [e(k) - e(k-1)] + K_i e(k) + K_D [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \\ &= K_p \Delta e(k) + K_i e(k) + K_D [\Delta e(k) - \Delta e(k-1)] \end{aligned} \quad (3-5)$$

式中  $\Delta e(k) = e(k) - e(k-1)$

可以看出,由于一般计算机控制系统采用恒定的采样周期  $T$ ,一旦确定了  $K_p$ 、 $K_i$ 、 $K_D$ ,只要使用前三次测量值的偏差,即可由式(3-5)求出控制量。

采用增量式算法时,计算机输出的控制增量  $\Delta u(k)$  对应的是本次执行机构位置(如阀门开度)的增量。而对应阀门实际位置的控制量,目前采用较多的是利用算式  $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$  通过执行软件来实现。

对于这种算法而言,由于计算机输出控制量增量,所以误动作时影响小。手动/自动切换时冲击小,便于实现无扰动切换。此外,当计算机发生故障时,由于输出通道或执行装置具有信号的锁存作用,所以仍然能保持原值。控制增量  $\Delta u(k)$  的确定仅与最近  $k$  次的采样值有关,所以较容易通过加权处理而获得比较好的控制效果。

### 3.2.3 PID 参数的选择

PID 参数的选择方法有经验试凑法、根据经典调节原理的频域法、主导极点的时域设计方法等。经验试凑法在工业控制及对象数学模型不精确的情况下应用最多,后两种方法在航空航天控制器设计中应用较多。

由于计算机仿真技术的发展,在采用经验试凑法时,可以先初选 PID 的参数,然后对参数进行优化,以得到最佳的控制效果。参数优化技术能在不改变系统原设计的前提下,只需要适当改变系统的部分参数,就可以有效地提高系统的性能,而且方法简单。在 PID 控制系统的参数优化中,一般选择既能反应动态性能,又包含稳态特性的性能指标。按 ITAE 准则:

$$Q = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (3-6)$$

公式(3-6)中的  $Q$ (ITAE)为目标函数,表示误差函数加权时间后的积分面积的大小。根据目标函数值的大小不断修正,使目标函数逐渐减小,直至系统的控制性能达到要求为止。

### 3.3 模糊控制

自从 1965 年美国自动控制理论专家 L.A.Zadeh 提出用模糊集合描述客观世界中存在的不确定性信息以来, 模糊逻辑成为描述和处理事物的不精确性和系统不确定性的有效方法, 模糊逻辑理论及其应用逐步发展开来。1974 年, 英国学者 Mamdani 首先提出将模糊集合理论用于锅炉和蒸汽机的控制, 得到很好的应用效果<sup>[64]</sup>。自此, 模糊控制迅速发展并得到了广泛应用。因为模糊控制器可以总结、学习和模仿人的经验来产生模糊控制规则, 在传统控制理论无法应用的复杂系统控制中发挥着越来越重要的作用。模糊控制具有如下特点<sup>[64]</sup>:

(1) 控制系统的设计不要求知道被控对象的精确数学模型, 只需要提供现场操作人员的经验知识及操作数据;

(2) 控制系统的鲁棒性强, 适用于解决常规控制方法难以解决的非线性、时变, 滞后及强耦合问题;

(3) 以语言变量代替常规的数学变量, 易于构造形成专家的“知识”;

(4) 控制推理采用“不精确推理”, 推理过程模仿人的思维过程, 因而整个控制过程更容易让人理解与接受。

现阶段, 模糊控制系统在应用方面的研究取得了十分显著的进展, 包括锅炉和蒸汽机的控制、水质监控、暖水工厂的控制、压力与液面的控制、污水处理过程的控制、交通路口控制、水泥窑控制、飞船飞行控制、机器人控制、模型小车的停靠和转弯控制、汽车速度控制、水质净化控制、电梯控制、航天航空和核反应堆的控制等, 并且已生产出了专用的模糊芯片和模糊计算机。

#### 3.3.1 模糊控制原理

与传统依赖于系统行为参数的控制器设计方法不同的是, 模糊控制器的设计依赖于操作者的经验。在传统控制器中, 参数或控制输出的调整是根据对由一组微分方程描述的过程模型的状态分析和综合来进行的, 而模糊控制器参数或控制输出的调整是从过程函数的逻辑模型产生的规则来进行的。一般模糊控制器主要有输入量模糊化、规则库、模糊推理和输出反模糊化四部分组成<sup>[64, 95]</sup>, 如图 3-2 所示。

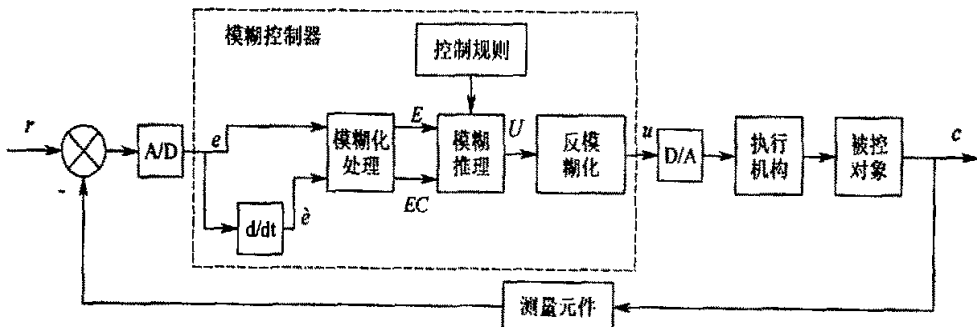


图 3-2 模糊控制原理框图  
Fig.3-2 Block diagram of fuzzy control

输入模糊化是将真实的确定量转化成一个模糊矢量；模糊控制规则是把专家或熟练操作人员的经验按人的直觉推理形成一种语言表示形式；模糊推理实现根据模糊输入由控制规则获得模糊控制量；反模糊化是把由模糊推理得出的模糊控制量转化成可执行的控制输出量。

### 3.3.2 模糊控制器的基本设计方法

模糊控制器是模糊控制系统的核心，因而在模糊控制系统设计中怎样设计和调整模糊控制器及其参数是一项很重要的工作。一般来说，设计模糊控制器需考虑的主要内容有：模糊控制器输入变量和输出变量的确定；模糊控制器控制规则的归纳和总结；模糊化和反模糊化的方法；论域的选择和有关参数的确定；模糊控制算法的选择等。

其具体实现步骤如下：

#### (1) 模糊控制模型的选取

Mamdani 教授用来控制蒸汽机的模糊模型一般被称作为 Mamdani 模糊模型，它的规则为条件确定的 IF...THEN...规则（如式 3-7 所示），模糊推理方法一般采用 Max-Min 推理法。这种形式的模糊模型被广泛地应用于模糊控制中。在后来的研究中，许多学者也提出了其它形式的模糊模型，其中最为著名的就是由日本学者 Takagi 和 Sugeno 于 1985 年提出的 Takagi-sugeno 模糊模型，如式 3-8 所示。

$$\text{if } x_1 \text{ is } A_1^i, x_2 \text{ is } A_2^i, x_n \text{ is } A_n^i \text{ then } y_i \text{ is } B_i \quad (3-7)$$

$$\text{if } x_1 \text{ is } A_1^i, x_2 \text{ is } A_2^i, x_n \text{ is } A_n^i \text{ then } y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3-8)$$

式中  $i=1, 2, \dots, n$ ， $n$  为控制规则总数。相比较而言，Mamdani 模型结构简单，计算方便，因此多被选用来设计模糊控制器。

#### (2) 精确量的模糊化

在设计模糊控制器时，首先要确定模糊控制器的输入变量。通常是以系统的误差  $e$  和误差的变化  $\Delta e$ ，或系统的误差的变化的变化率作为输入量，以控制量  $u$  或控制量的变化  $\Delta u$  作为输出语言变量，并选择适当的词集来描述其状态。

在模糊化过程中，必须考虑模糊集的数目，基本的模糊集通常有一定的意义，如负大(NB)，负中(NM)，负小(NS)，零(ZE)，正小(PS)，正中(PM)，正大(PB)。语言变量论域上的模糊子集(语言变量值)是由隶属函数  $\mu(x)$  来描述的。在设计隶属函数之前，先确定输入、输出变量的模糊集论域。设某一输入变量/输出变量的基本论域(变量的实际变化范围)为  $[-x, x]$ ，该量所取的模糊集论域为  $x=\{-n, -n+1, \dots, n-1, n\}$ ， $n$  为将在  $[-x, x]$  范围内连续变化的量离散化(量化)后分成的档数，一般取  $n=6$  或  $7$ 。为了满足模糊集论域中所包含元素的个数为模糊语言词集总数的 2 倍以上，保证各模糊集能较好的覆盖论域，避免出现失控现象，一般将误差、误差变化和控制量的模糊集论域均设为  $\{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$  共 13 级。

#### (3) 隶属函数的选取

语言变量论域上的模糊子集由隶属函数来描述<sup>[96]</sup>。在实际应用中，首先将数据依照

一定的模糊化函数(隶属函数)转化为模糊量,隶属函数有线性和非线性两种<sup>[97]</sup>,线性隶属函数如三角型和梯形;非线性隶属函数如 Gauss 型、钟型、S 型、正态型和柯西型等<sup>[98]</sup>。实际生产中常借助常用的模糊分布来确定隶属度函数:

① 三角型 (trimf): 形式和分布由三个参数表示 (a, b, c), 如式(3-9)所示。

$$\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & a \leq x < b \\ \frac{x-c}{b-c} & b \leq x < c \end{cases} \quad (3-9)$$

② 高斯型 (gaussmf): 用两个参数来描述 (c,  $\sigma$ ), 如式(3-10)所示。

$$\mu(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{\sigma^2}} \quad (3-10)$$

这种隶属函数的特点是连续且处处可导, 比较适合于自适应、自学习模糊控制的隶属函数修正。

③ 梯形 (trapmf): 用四个参数来描述 (a, b, c, d), 如式(3-11)所示。

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} \times \mu_m \quad (\mu_m = 1) & a \leq x < b \\ 1 & b \leq x < c \\ 0 & x \geq d \end{cases} \quad (3-11)$$

在模糊控制中, 隶属函数形状对控制效果影响较大, 选取隶属函数时一般遵循以下原则: 在系统误差较大时, 采用具有低分辨率的模糊集合; 而在系统误差较小时, 采用具有高分辨率的模糊集合, 提高控制灵敏度。在定义隶属函数的时候应考虑到它们对模糊论域的覆盖程度, 避免在论域上出现空档, 引起失控。一般在论域上, 隶属函数相互交叠, 相邻模糊集合的交集的最大隶属度值小, 则控制灵敏度高, 如果值大, 则对被控系统的自适应性强、鲁棒性好。

#### (4) 模糊控制规则的建立

模糊控制规则是模糊控制的核心, 如何建立模糊控制规则也就成为一个十分关键的问题。模糊控制是一种智能控制, 模糊控制规则是对人类行为和决策分析过程最自然的描述方式, 模糊控制规则具有模糊条件句 IF ... THEN ... 的形式, 它建立了前件中的状态变量和后件中的控制变量之间的联系。在实际使用过程中可以综合运用以下的方法<sup>[98]</sup>建立规则:

① 专家经验法: 通过总结、归纳专家的控制经验, 经过进一步加工、整理、提炼, 去粗取精后产生模糊控制规则。这是一种最直接和方便的规则生成方法。

② 观察法: 试图通过观察人类控制行为并将其控制的思想提炼出一套基于模糊条件类型的控制规则从而建立模糊规则库的途径。Sugeno 和 Kang 在 1988 年提出了基于观察法的模型, 即建立被控对象的模糊模型, 即用像建立模糊控制规则一样的“IF-THEN”形式来描述被控对象的动态特性。

③ 自组织法: 在没有先验知识和很少有先验知识的情况下通过观察系统的输入输出关系建立控制规则。模糊规则库还能随着环境的变化和经验的丰富更新原有的控制规

则, 获得更佳的控制规则。设计原则是: 当误差较大时, 控制量的变化应尽量使误差迅速减少; 当误差较小时, 除了要消除误差外, 还要考虑系统的稳定性, 防止系统产生不必要的超调, 甚至振荡。

### (5) 模糊推理

在模糊控制中常用的模糊推理方法有: Mamdani 推理、Takagi-Sugeno 推理。

#### ① Mamdani 推理

目前最常用的模糊推理方法是 Mamdani 的 Max-Min 推理法<sup>[94, 96]</sup>, 即先计算模糊关系 R, 再使用 E、EC 和 R 的合成运算来求输出模糊量 U。

对于一个多输入单输出(MISO)系统,  $A_i$ 、 $B$  为论域 X、Y 上的模糊集合, 其控制规则的形式为:

$$\text{if } x_1 \text{ is } A_1, x_2 \text{ is } A_2, \dots, x_n \text{ is } A_n \text{ then } y \text{ is } B \quad (3-12)$$

上述条件语句最终可以用一个模糊关系 R 来描述, 即

$$R = \bigcup_{ij} A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n \times B \quad (3-13)$$

则 R 的隶属度为

$$\mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n) = \bigvee_{i=1}^m \{[\eta_{A_1}(x_1) \wedge \eta_{A_2}(x_2) \wedge \dots \wedge \eta_{A_n}(x_n)] \wedge \eta_B(y)\} \quad (3-14)$$

式中: m 为规则数;  $x_i \in X; y \in Y$ 。

U 的隶属度函数为

$$\eta_U(y) = \bigvee_{x \in X, y \in Y} \eta_R(x_1, x_2, \dots, x_n) \wedge \eta_{A_1}(x_1) \wedge \eta_{A_2}(x_2) \wedge \dots \wedge \eta_{A_n}(x_n) \quad (3-15)$$

如果输入的模糊集为  $A_1, A_2, \dots, A_n$ , 输出控制量 U 可由模糊推理合成规则得:

$$U = (A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n) \circ R \quad (3-16)$$

#### ② Takagi-Sugeno 推理

Takagi-Sugeno 推理和前面的推理有较大的区别, 它的后件不是由模糊量表示, 而是由一个多项式表示。这种推理的控制规则由下面形式的条件语句表示:

$$\text{if } x \text{ is } A \text{ and } y \text{ is } B \text{ and } \dots \text{ then } z = f(x, y, \dots) \quad (3-17)$$

其中: A, B 是模糊量; x, y 是输入过程变量;  $f(x, y, \dots)$  是 x, y 的函数, 即多项式。

控制规则如下所示:

$$\begin{aligned} r_1: & \text{ if } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } z = f_1(x, y) \\ r_2: & \text{ if } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } z = f_2(x, y) \end{aligned} \quad (3-18)$$

从控制规则  $r_1$ 、 $r_2$  中, 可分别得出推理强度  $a_1$  和  $a_2$ :



$$\alpha_1 = \mu_{A_1}(x) \wedge \mu_{B_1}(y) \quad (3-19)$$

$$\alpha_2 = \mu_{A_2}(x) \wedge \mu_{B_2}(y)$$

从控制规则  $r_1$  可得推理结果  $y_1$ :

$$y_1 = \alpha_1 f_1(x_1, x_2) \quad (3-20)$$

从控制规则  $r_2$  可得推理结果  $y_2$ :

$$y_2 = \alpha_2 f_2(x_1, x_2) \quad (3-21)$$

最后, 推理的总结果是精确量  $y$ 。  $y$  由所有的控制规则推理结果共同作用产生, 并由下式确定:

$$y = \frac{y_1 + y_2}{\alpha_1 + \alpha_2} \quad (3-22)$$

即:

$$y = \frac{\alpha_1 f_1(x_1, x_2) + \alpha_2 f_2(x_1, x_2)}{\alpha_1 + \alpha_2} \quad (3-23)$$

这种推理是由 Takagi 和 Sugeno 提出来的, 所以称为 Takagi-Sugeno 推理。由于这种推理的后件的精确量是有多项式函数确定的, 所以有时称为后件函数法。

#### (6) 模糊量的精确化

经过模糊推理所决定的控制量是一个模糊矢量, 但被控对象只能接受精确的控制量。在推理得到的模糊集合中取一个能最佳代表这个模糊推理结果可能性的精确值的过程就为精确化过程 (又称为反模糊化过程)。反模糊化可采用很多不同的方法, 常用的精确化方法有以下三种<sup>[87, 99]</sup>:

① 最大隶属度函数法: 简单地取所有规则推理结果的模糊集合中隶属度最大的那个元素作为输出值, 即

$$v_0 = \max_{v \in V} \mu_v(V) \quad v \in V \quad (3-24)$$

如果在输出论域  $V$  中, 其最大隶属度函数对应的输出值多于一个时, 简单的方法是取所有具有最大隶属度输出的平均, 即:

$$v_0 = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J v_j \quad (3-25)$$

$$v_j = \max_{v \in V} (\mu_0(v)); J = |\{v\}|$$

② 重心法: 取模糊隶属度函数曲线与横坐标围成面积的重心为模糊推理最终输出值, 即

$$v_0 = \frac{\int v \mu_v(v) dv}{\int \mu_v(v) dv} \quad (3-26)$$

与最大隶属度法相比, 重心法具有更平滑的输出推理控制。

③ 加权平均法: 其最终的输出值由下式决定:

$$v_0 = \frac{\sum_{i=1}^m v_i k_i}{\sum_{i=1}^m k_i} \quad (3-27)$$

这里的系数  $k_i$  的选择根据实际情况而定, 不同系数有不同的响应特征。当系数  $k_i$  取为  $\mu_r(v_i)$  时, 即取其隶属度函数值时, 就转化为重心法了。在模糊逻辑控制中, 可以选择和调整该系数来改善系统的性能。

加权平均法比重心法具有更佳的性能, 而重心法的动态性能要优于加权平均法, 静态性能则略逊于加权平均法。使用重心法的模糊控制器类似于多级继电控制, 加权平均法则类似于 PID 控制。一般情况下, 这两种方法都优于最大隶属度法。

模糊控制的主要优点在于: 不需知道被控对象精确的数学模型; 鲁棒性强, 适于解决过程控制中的非线性、强耦合、时变、滞后等问题; 属于“语言型”控制, 易于形成知识库。但对于非线性、复杂系统, 有时难以确定完善的控制规则, 这样会影响控制效果。随着人们对控制性能要求的越来越高及计算机技术的快速发展, 模糊控制(FC)已与神经网络(NN)、遗传算法(GA)、模拟退火(SA)等新优化算法相融合, 不断地朝着自适应、自组织、自学习方向发展。

### 3.4 模糊自适应控制

近四十年来模糊控制理论及其应用取得了很大的发展。但因为模糊控制是一种半定性半定量的控制方法, 它控制的品质很难达到工业控制的要求, 对于具有非线性、复杂高阶次、时变的被控对象, 其控制效果不同程度地受到影响。为了提高模糊控制的品质、精度、稳定性及对环境的自适应能力, 必须将模糊控制理论、自适应控制理论及学习算法结合起来以达到自适应模糊控制(Adaptive Fuzzy Control)的目的。自适应模糊控制系统要解决的问题是: 通过对模糊控制系统中的各个参数调节, 实现系统对自身参数变化, 对运行环境参数变化的适应性, 增加系统的鲁棒性。自适应控制需要解决两个问题<sup>[94, 100, 101]</sup>: (1) 根据被控过程的运行状态给出合适的控制量, 即控制功能; (2) 根据给出的控制量的控制效果, 对控制器的控制决策进一步改进, 以获得更好的控制效果, 即在控制过程中不断修正原来预定的控制规则。从目前模糊自适应系统所采取的调节方式来看, 可以分为直接型和间接型<sup>[102]</sup>两种, 直接型模糊自适应控制器如图 3-4 所示, 其中, 调整模块可以是参考模型、参数调节器和辅助控制器等, 通过此模块实现相关参数调节。直接自适应模糊控制是在无过程模型作为中介的情况下, 直接根据对系统闭环性能的观测来调整控制规则库。间接自适应模糊控制则借助用观测数据辨识所得到的过程模型在线实现控制器的调整, 即基于模型辨识所建立的规则模型或关系矩阵模型来实现自适应控制。

模糊自适应控制的发展概括起来主要有以下类型<sup>[97]</sup>: (1) 基本参数调整的模糊自适应控制; (2) 模型参考型的模糊自适应控制; (3) 基于智能算法的模糊自适应控制。

### 3.4.1 基本参数调整型的模糊自适应控制

#### (1) 自组织模糊控制

由 Mamdani 和他的学生 Procyk 提出的自组织模糊控制器是模糊自适应控制器的杰出代表，它在模糊控制器基础上增加了调整控制机构，将控制器分为面向对象的控制级和面向控制器的规则调整级，规则调整级通过计算系统的性能指标来校正控制规则的关系矩阵，建立、修改规则库，从而大大提高了系统性能<sup>[61]</sup>。

它的基本原理是在简单的模糊控制器的基础上，增加了三个功能块（分别是性能测量，控制量校正，控制规则修正）而构成的一种模糊控制器，其结构图如下 3-3 所示。

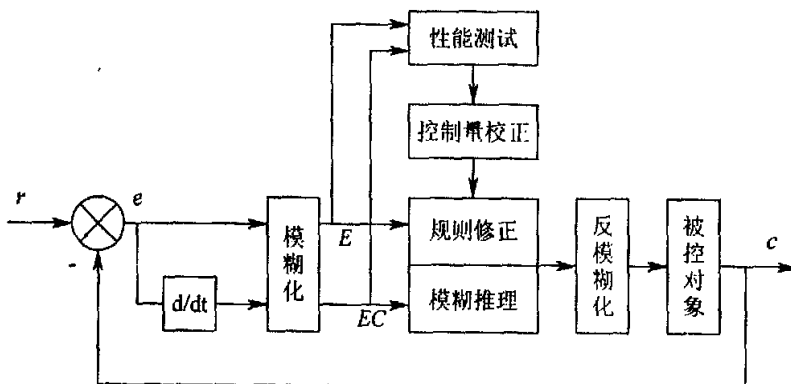


图 3-3 自组织模糊控制系统结构图

Fig.3-3 Structure of self-organizing fuzzy control system

其中，性能测试是用于测量实际输出特性与希望特性的偏差，以便为控制规则的修正提供信息，即确定输出响应的校正量  $P$ ；控制量校正就是将输出响应的校正量转换为对控制量的校正量  $R$ ；控制规则修正是对控制量的校正通过修改控制规则来实现。

自适应模糊控制所增加的三个功能模块都可以通过软件来实现各自的功能。所增加的三个环节可以理解在模糊控制器内部引进了一个“软反馈”，即由软件实现对控制器自身性能的反馈，通过这个反馈不断地调整和改进控制器的控制性能，以使对被控过程的控制效果达到最佳的状态。

#### (2) 因子调整模糊自适应控制

在适当选择各变量的隶属函数的前提下，控制器的控制规则、量化因子和比例因子是影响模糊控制系统性能的重要因素。由于控制规则的在线修改很复杂，实时控制实现困难，所以通常采用调整因子的方法实现自适应。如图 3-4 所示：

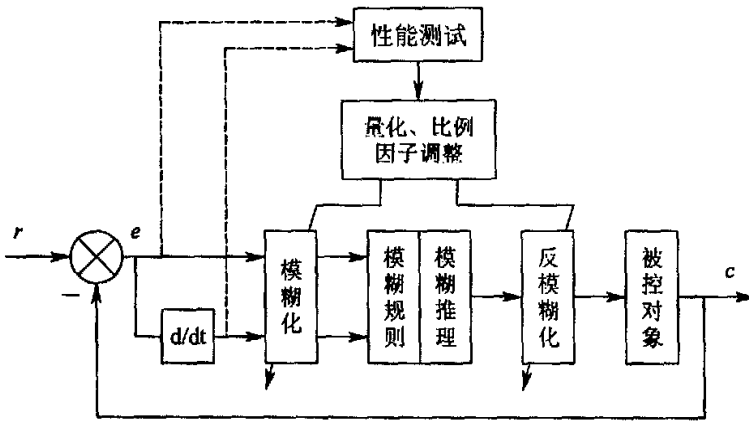


图 3-4 因子自调整模糊控制系统结构图  
Fig.3-4 Structure of factor self-tuning fuzzy control system

模糊控制器的输入、输出量的实际变化范围是这些变量的基本论域，通常的做法是把输入量的论域做归一化处理，即把输入量从基本论域转换到相应的模糊集论域，这中间须将输入变量乘以相应的因子—量化因子，由量化因子完成从精确输入量到模糊集论域的映射。把输出量从模糊集论域转换到相应的基本论域，这中间同样须将输出变量乘以相应的因子—比例因子，由比例因子完成从模糊集论域到精确输出量的映射。

量化因子和比例因子的改变对系统性能的影响如下<sup>[95, 100, 102]</sup>：

当误差的量化因子  $K_e$  变小时，会使系统的响应速度变慢，减小超调，抑止振荡；而量化因子增大时，系统会出现超调和振荡，过渡过程变长。同时它还直接影响模糊控制系统的稳态品质。

误差变化率的量化因子  $K_{ec}$  减小时，同样会出现超调和振荡；误差变化率的量化因子增大时，系统响应阻尼会增大而减小超调。

输出控制量的比例因子  $K_u$  增大时，系统响应的快速性会得到提高，但在提高过程中可能会出现超调；当比例因子增加到一定程度时，可能会使输出值达到饱和，即使再增大，输出值也不会相应增加。系统响应对比例因子的变化很敏感，可调范围比较小。

总之，模糊控制器可调参数  $K_e$ 、 $K_{ec}$  和  $K_u$  对系统性能的影响各不相同，改变这三个参数可使控制器适用于不同性能要求的控制系统。

### (3) 论域调整的模糊自适应控制

在模糊控制中，常采用等间距论域划分法。当偏差较大时，系统的控制响应充分分布在论域上；系统稳定后，偏差缩小，对应于原模糊划分，系统响应仅在“ZE”附近变化，其它模糊子集对该时刻偏差范围的描述和辨析显然不起作用。理想的状况应该是当偏差缩小时，模糊划分对该微小的偏差范围也能够充分地描述和辨析，从而提高控制系统在小偏差下的分辨能力，这就要求对变量的论域进行实时调整。论域调整的模糊自适应控制系统结构图如图 3-5 所示。

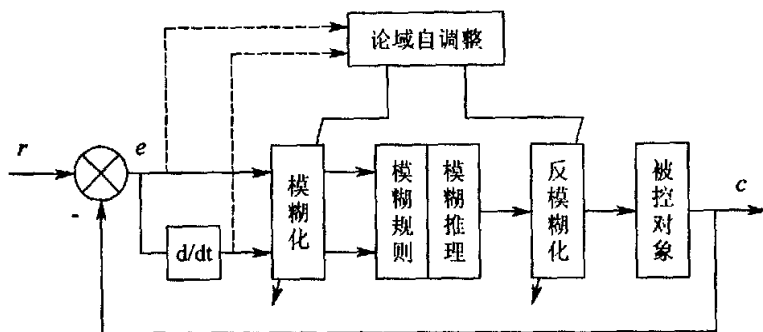


图 3-5 论域自调整模糊控制系统结构图  
Fig.3-5 Structure of region self-tuning fuzzy control system

论域自调整模糊控制方法能够消除简单模糊控制器所存在的稳态误差。

### 3.4.2 模型参考型的模糊自适应控制

#### (1) 参考模型模糊自适应控制

用模糊集理论设计的自适应机构，并不要求对参考模型和被控对象建立精确的数学模型，而只要根据系统的模糊信息，用模糊条件语句写出控制规则，就能求出比较合适的控制作用。此外，模糊算法比较简单，便于联机实时控制，这就为一类缺乏精确数学模型的被控对象提供了实现自适应控制的一种方法，从而弥补了一般设计中的不足。

参考模型模糊自适应控制的结构如图 3-6 所示。

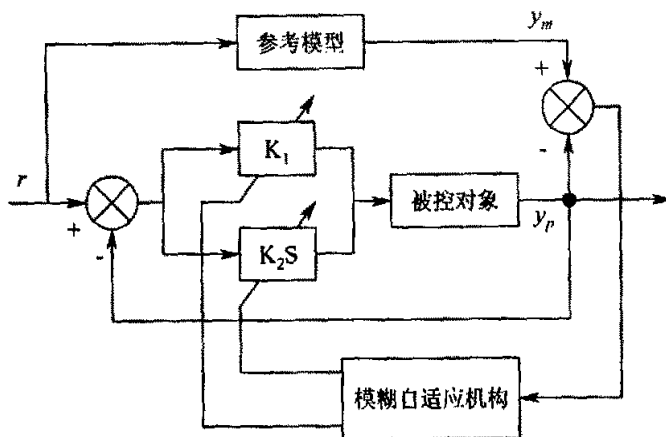


图 3-6 参考模型模糊自适应控制系统结构图  
Fig.3-6 Structure of reference model fuzzy adaptive control system

当被控对象结构变化或参数偏离时，由于自适应机构的作用，不断地修正  $K_1$ 、 $K_2$  值，使  $y_p$  能“跟上”  $y_m$ 。

#### (2) 模糊自适应 PID 控制

在工业过程控制中,许多被控过程机理较复杂,具有高阶非线性、慢时变、纯滞后等特点。在噪音、负载扰动和其他一些环境条件变化的影响下,过程参数甚至模型结构均会发生变化。采用常规的PID控制器,以一组固定不变的PID参数去适应参数变化、干扰等众多的变化因素,显然难以获得满意的控制效果。当参数的变化超过一定范围时,系统性能会明显变差,甚至超过容许范围。随着计算机技术的发展,人们利用智能的方法将操作人员的调整经验作为知识存入计算机中,根据现场实际情况,计算机能自动调整PID参数,这样就出现了智能PID控制器,这种控制器把古典的PID控制与先进的专家控制系统相结合,以提高系统的鲁棒性,因此出现了模糊自适应PID控制。

这种控制必须将操作人员(专家)长期时间积累的经验知识用控制规则模型化,然后运用推理便可对PID参数实现最佳调整。模糊自适应PID控制的结构图如图3-7所示:

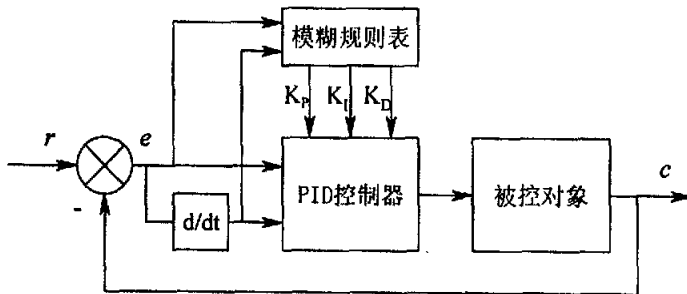


图 3-7 自适应模糊 PID 控制系统结构图  
Fig.3-7 Structure of adaptive fuzzy PID control system

### 3.4.3 基于智能算法的模糊自适应控制

尽管模糊控制具有较强的不确定性知识表达和逻辑推理能力,但它缺乏自身学习、并行计算、全局寻优和复杂数据处理能力,随着神经网络、遗传算法的发展和运用,模糊控制与之结合已成为解决复杂系统控制问题的最有效途径之一。

#### (1) 基于神经网络的模糊自适应控制

由于神经网络具有非线性逼近能力,具有学习能力、自适应和并行分布处理能力,但其对不确定性知识的表达能力较差,因此,神经网络与模糊控制结合是优势互补,各取所长,结合的方式主要有:

① 在神经网络结构中引入模糊逻辑,使之具有直接处理模糊信息的能力,即模糊神经网络;

② 直接利用神经网络的学习和映射能力,实现模糊控制中的模糊化、模糊推理和反模糊化过程,即利用神经网络实现模糊控制;

③ 神经网络和模糊控制各自独立,发挥各自特长,实现不同的功能,即模糊-神经网络控制。

利用神经网络来实现模糊化、模糊推理和反模糊化过程,能够有效地解决模糊控制规则对专家经验的依赖和隶属函数非自适应等问题。

#### (2) 基于遗传算法的模糊自适应控制

基于误差反向传递的神经网络学习算法，常存在局部最小问题，而遗传算法则具有并行搜索和全局最优等特性，因此，利用遗传算法来解决模糊自适应控制中有关难题已成为一个有效的途径。遗传算法与模糊控制的结合有两种方式，一是基于模糊控制的自适应遗传算法的研究；二是利用遗传算法设计模糊控制系统的研究。基于小波变换的自适应模糊控制器主要利用小波变换对模糊控制器的输入数据进行预处理，实现采样数据的噪声去除和主特征聚类，将多维数据空间压缩，使输入模糊推理机的模糊输入变量得以精简。

### 3.5 本章小结

传统的 PID 控制方式是基于被控对象模型的控制方式。但实际上，往往是利用不精确的模型，又采用固定的控制算法，使整个控制系统置于模型框架下，缺乏灵活性和应变能力，因此，很难胜任对复杂系统的控制。而智能控制是把控制理论的方法和人工智能的灵活框架结合起来，改变控制策略去适应对象的复杂性和不确定性。模糊控制就是这样一种智能控制方法，通过将操作者或专家的经验 and 知识表示成语言变量描述的控制规则，去实现系统控制，因而非常适合于复杂非线性系统控制（比如干燥控制）。随着模糊控制理论的发展，最基本的模糊控制系统的研究逐步发展为自适应、自组织模糊控制研究，使模糊控制这种半定性半定量的控制方法具备了自适应的能力，而使系统性能更加完善。本文基于以上的控制理论知识，研究优于传统 PID 控制方式的木材干燥智能控制。

## 4 木材干燥神经网络建模与仿真

### 4.1 引言

木材干燥是一个复杂的强耦合非线性动力系统，在干燥过程中存在外界的干扰和模型的不确定性，如何建立有效的干燥模型是木材干燥的重要基础研究内容之一，也是实现干燥全自动控制，提高干燥质量，减少能量消耗，缩短干燥时间的先决条件。过去的研究主要集中在干燥窑内气流和热流模型的建立、热量和水分迁移热力学模型的建立，而这些都是机理建模。根据干燥过程中木材对外表现的宏观特性与干燥条件的关系而建立现象模型也是干燥建模的一个重要研究方向。

### 4.2 木材干燥神经网络模型

本文基于神经网络的系统辨识来建立木材干燥模型，即：①温、湿度控制模型(控制信号与温、湿度之间的关系模型)；②木材干燥基准模型(即温、湿度与木材含水率之间的模型)；③干燥基准逆模型。结合木材干燥过程的具体情况，本论文采用了适合于辨识与控制的时延神经网络和动态递归神经网络来建立木材干燥模型，这两种网络都体现了一定的真实反映系统动态行为的能力。论文中所讨论的均为离线辨识。

#### 4.2.1 木材干燥神经网络模型结构

决定木材干燥速度的外部因素有很多，在实验中主要考虑的外因有窑内空气的温度、湿度(平衡含水率)和气流速度，也就是说木材含水率的下降主要由这三个因素来决定。窑内的温度、湿度和气流速度由加热阀、喷湿阀、排潮阀和风机来控制，加热阀主要用于调节窑内温度，喷湿阀和排潮阀主要用来调节窑内的湿度，风机用来调节窑内的空气流速以平衡窑内温湿度。在干燥窑正常运行的状态下采集窑内的温度、湿度和木材含水率等数据，记录加热阀、喷湿阀和排潮阀的状态。由于在本文研究中风机始终保持全速运行，所以获取实验数据时不予考虑，而主要记录干燥过程中的温度和湿度值，由此得到用于辨识的输入-输出数据对。木材干燥模型的总体结构如图 4-1 所示：

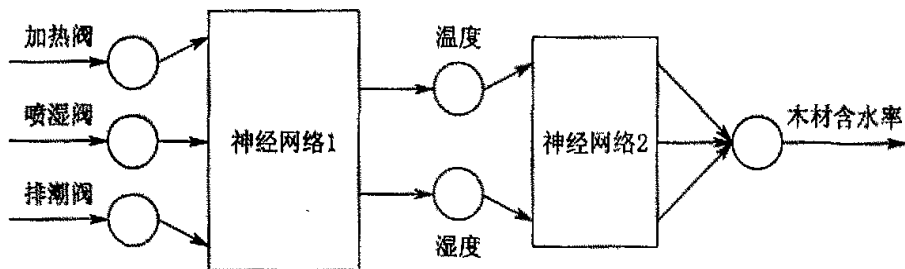


图4-1 木材干燥模型结构图  
Fig.4-1 Model structure of wood drying



### 4.2.2 温湿度控制模型

温、湿度控制模型，即加热阀、喷湿阀和排潮阀与温、湿度之间的关系模型，是一个三输入二输出的神经网络模型，在本论文中用两种方法来建立该模型。

#### (1) 温湿度控制模型的时延神经网络辨识

温湿度控制模型的时延神经网络辨识结构如图 4-2 所示，这种结构为串-并联结构。 $X$  和  $Y$  分别为网络输入和输出向量， $X(k)$ 、 $Y(k)$  分别表示变量的当前状态， $X(k)$  的分量为加热阀  $x_1(k)$ 、喷湿阀  $x_2(k)$  和排潮阀  $x_3(k)$ ， $Y(k)$  的分量为温度  $y_1(k)$ ，湿度  $y_2(k)$ ； $X(k-1)$ ，……， $X(k-n)$  为输入向量的历史状态， $Y(k-1)$ ，……， $Y(k-m)$  为输出向量的历史状态， $Y_N$  为时延神经网络的输出。这样，温湿度控制模型可以描述为：

$$Y_N(k) = F[X(k), X(k-1), X(k-2) \cdots X(k-n); Y(k-1), Y(k-2) \cdots Y(k-m)] \quad (4-1)$$

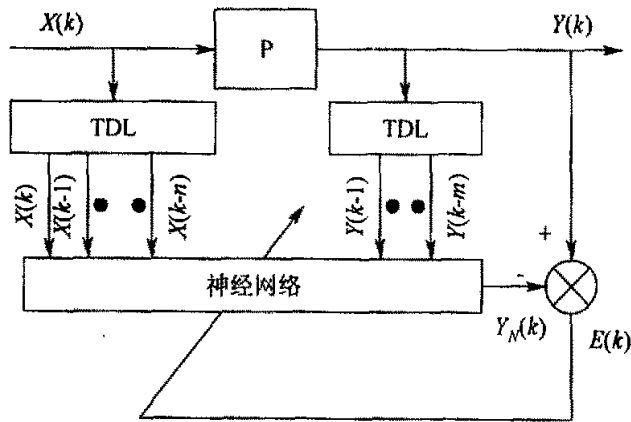


图4-2 温湿度控制模型的时延神经网络辨识结构图

Fig.4-2 TDNN identification structure of temperature-humidity control model

这里涉及定阶问题，即  $m$  和  $n$  的确定，这实际上是多输入多输出系统的结构辨识问题，因为比较复杂，所以这里不予详细讨论。在进行辨识时，我们将根据先验知识来假定  $m$  和  $n$ ，通过多次假设来达到最满意的效果。神经网络采用一个隐含层(因为已经证明三层前向网络能以任意精度逼近非线性系统，所以在本论文中所有神经网络都采用一个隐含层)，网络训练算法用 BP 算法。

#### (2) 温湿度控制模型的动态递归神经网络辨识

温湿度控制模型的动态递归神经网络辨识结构如图 4-3 所示，这种结构为并联结构，虚线框内为 Elman 神经网络，加热阀  $u_1$ 、喷湿阀  $u_2$ 、排潮阀  $u_3$  为网络的输入量， $U$  为输入向量，温度  $y_1$  和湿度  $y_2$  为系统的输出量， $Y$  为输出向量， $Y_N$  为动态递归神经网络的输出。这样模型可以描述为：

$$\begin{aligned} X(k) &= F(W_{HC} X_c(k) + W_{HI} U(k-1)) \\ X_c(k) &= X(k-1) \\ Y(k) &= G(W_{OH} X(k)) \end{aligned} \quad (4-2)$$

训练算法用动态 BP 算法。

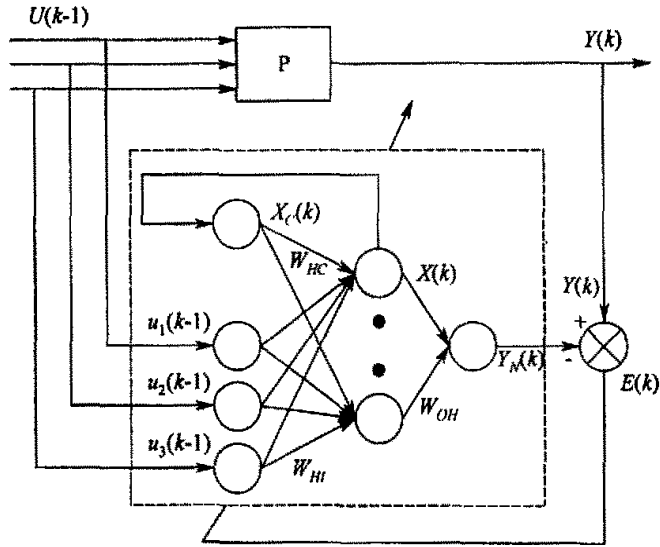


图4-3 温湿度控制模型动态递归神经网络辨识结构图

Fig.4-3 DRNN identification structure of temperature-humidity control model

### 4.2.3 干燥基准模型

采用计算机控制木材干燥首先要解决的问题是如何将干燥基准转换成干燥数学模型。干燥过程中，在气流速度已经确定的情况下，影响木材干燥的外部因素只有介质的温度和湿度。为保证干燥质量，加快干燥速度，介质的温湿度不能一成不变，而必须随木材含水率的降低和木材应力的改变而改变。理想的干燥条件是木材内部水分向外移动的水分流强度和通过木材表面的水分蒸发强度相适应，这样可以消除或减轻因干燥过快而产生表面应力、内部应力、塑性变形、皱缩和干裂等缺陷<sup>[9]</sup>。本论文采用含水率基准作为计算机控制木材干燥的基准，建立模型实现干燥过程含水率变化预测，这对优化干燥基准，提高木材干燥的质量，节省能源具有重要的指导意义。

#### (1) 干燥基准模型的时延神经网络辨识

干燥基准模型，即干燥窑内温、湿度与木材含水率之间关系的时延神经网络辨识结构如图 4-4 所示，类似于温湿度控制模型，这种结构也为串-并联结构。温度  $x_1$ 、湿度  $x_2$  为系统的输入量，木材含水率  $y$  为系统的输出量， $x_1(k)$ 、 $x_2(k)$  表示当前状态， $x_1(k-1)$ ，……， $x_1(k-n)$ ， $x_2(k-1)$ ，……， $x_2(k-n)$  为输入的历史状态， $y(k-1)$ ，……， $y(k-m)$  为输出历史状态， $y_N$  为时延神经网络的输出。这样，干燥基准模型可以描述为：

$$y_N(k) = F[x_1(k), x_1(k-1), \dots, x_1(k-n), x_2(k), x_2(k-1), \dots, x_2(k-n); y(k-1), y(k-2) \dots y(k-m)] \quad (4-3)$$

#### (2) 干燥基准模型的动态递归神经网络辨识

干燥窑内温、湿度与木材含水率之间的动态递归神经网络辨识结构如图 4-5 所示，这种结构为并联结构，虚线框内为动态递归神经网络，温度  $u_1$ 、湿度  $u_2$  为网络的输入量， $U$  为输入向量，木材含水率  $y$  为系统的输出量， $y_N$  为动态递归神经网络的输出。这

样，模型描述为：

$$\begin{aligned}
 X(k) &= F(W_{HC}X_C(k) + W_{HI}U(k-1)) \\
 X_C(k) &= X(k-1) \\
 Y(k) &= G(W_{OH}X(k))
 \end{aligned}
 \tag{4-4}$$

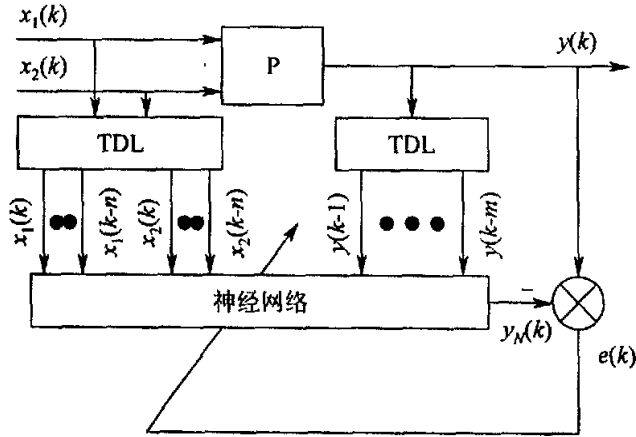


图4-4 干燥基准模型的时延神经网络辨识结构图

Fig.4-4 TDNN neural network identification structure of drying schedule model

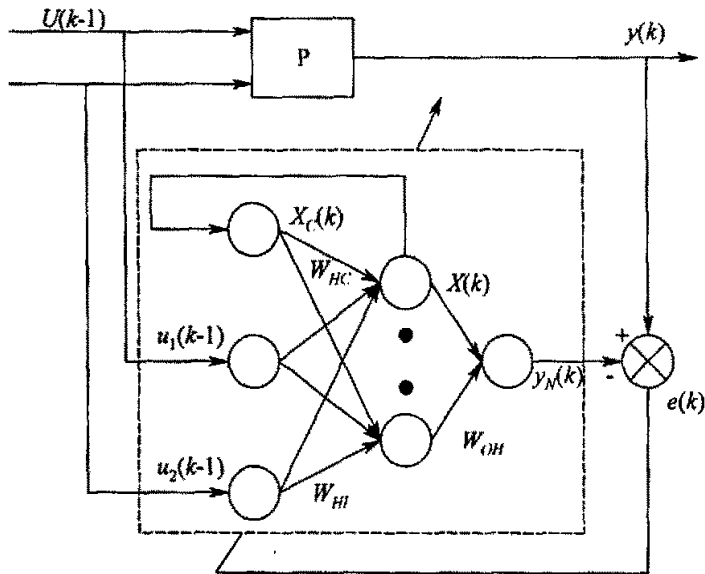


图4-5 干燥基准模型的动态递归神经网络辨识结构图

Fig.4-5 DRNN neural network identification structure of drying schedule model

### 4.3 木材干燥神经网络逆向模型

神经网络用于系统辨识就是选择一个合适的神经网络模型来逼近实际的系统，一个充分逼近实际系统而又不过分复杂的神经网络，即利用神经网络的自学习、自适应能

力, 给出学习算法, 经过训练得到动态系统的正向或逆向模型<sup>[82,91]</sup>。基于神经网络的系统辨识也有这样两种辨识过程: 正向辨识和逆向辨识。

### 4.3.1 系统逆向模型辨识

#### (1) 正向辨识

若神经网络训练过程表示的是系统正向动态特性, 这种辨识方法就叫做正向辨识。实现这个过程的结构如图 4-6 所示。图中神经网络与过程平行, 系统与神经网络输出之间的预估误差用作网络的训练信号。学习的方法是有监督的, 教师(即系统)直接向学习者(网络)提供目标值(即系统的输出)。正向辨识方法建立起来的神经网络模型表示的系统是从系统的输入经过前向网络传播后得到输出, 这种方法确实反映了系统动力学模型的输入和输出关系。

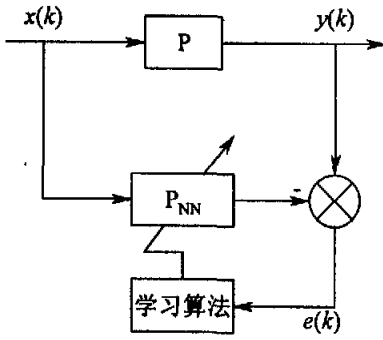


图4-6 正向辨识结构图  
Fig.4-6 Direct identification structure

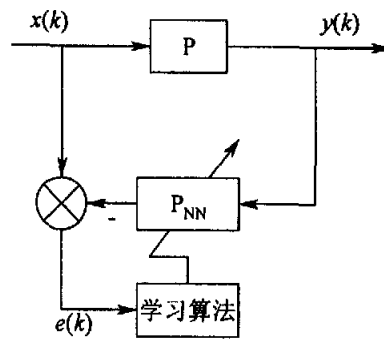


图4-7 逆向辨识结构图  
Fig.4-7 Inverse identification structure

#### (2) 逆向辨识

在大多数基于神经网络控制的非线性系统中, 往往要考虑动态系统的逆模型, 对象逆模型辨识是很多控制方案的前提, 因此非线性系统的逆动力模型是有效实施控制的重要参考因素。从概念上来说, 最简单的方法是直接逆向辨识, 结构如图 4-7 所示, 这种结构也叫做通用逆向学习结构。典型  $n$  阶非线性动态系统的逆模型可由下列动态差分方程描述:

$$U(k) = F[U(k-1), U(k-2), \dots, U(k-m); Y(k), Y(k-1), \dots, Y(k-n)] \quad (4-5)$$

由图 4-7 可知, 这里有一个训练信号输入到系统, 系统的输出当作网络的输入, 网络的输出与训练信号(系统的输入)相比较, 其误差用来训练网络, 即此结构迫使神经网络近似过程的逆映射。这种学习方法有以下的不足:

① 这个学习过程不是“目标导向”。训练信号必须在系统输入广泛的范围内采样, 而且实际运算信号很难预先确定。从控制的角度看, 其目标要使系统按所希望方式工作, 但在直接逆向建模中, 它不能与这个明确的目标对应起来;

② 如果非线性映射不是一对一, 那么有可能得到不正确的逆映射。

为了克服上述不足, 有另一种逆向辨识的方法, 即特殊逆向学习法, 这种方法的结构

构如图 4-8 所示。在这种方法中，网络的逆模型  $P^{-1}$  放在过程前面并接受一个训练信号，该信号生成了受控系统所希望的运行输出空间。实际上这个训练信号相当于系统参考或命令信号，同时这个学习结构还包括一个受训的系统正向模型  $P_{NN}$ ，它与过程平行。在这种情况下，训练算法的误差信号就是训练信号  $r$  和系统输出  $y_p$  之差。在系统存在噪声时，误差信号可以是正向模型的输出  $y_m$  和训练信号  $r$  之差。在系统的输出难以测量或利用时，也可以采用这个信号来训练网络。

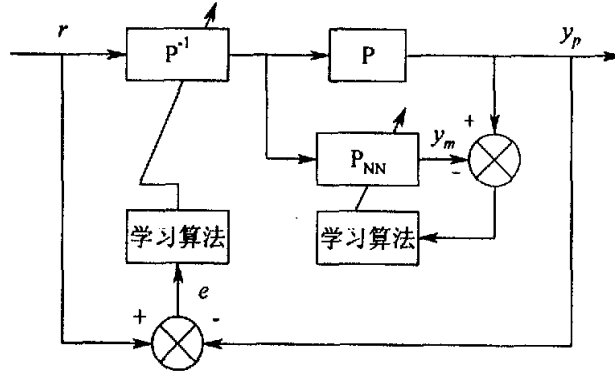


图4-8 特殊逆向辨识结构图  
Fig.4-8 Specially inverse identification structure

经验证明，利用实际系统的输出，即使正向模型不精确，也可以产生精确的逆向模型。但利用正向模型的输出时，就不会得到精确的逆向模型，这时，误差可能通过正向模型，然后经逆向模型而反传。在这一过程中，只将逆向网络模型的权值进行调正。因此这个过程有效地指导了学习，包括正向和逆向模型相结合的单位映射。应该指出，这里逆向模型的学习只是一个附加效应。

与直接逆向辨识比较，特殊逆向学习方法的优点在于：学习的过程是目标导向的，因为它是基于希望的系统输出和实际输出之间的误差。换句话说，在学习期间系统接受相应于实际运行输出的输入；在系统正向映射不是一对一的情况下，上述方法可以得到具有所需性质的特殊逆映射。

### 4.3.2 干燥基准逆模型

干燥基准逆模型同样实现基准的数学模型化。模型能够根据木材含水率给出当前的干燥温度和湿度，也就是将传统的阶段干燥优化为连续干燥，这样有利于提高木材干燥的质量，同时可以节省能源。在论文中，用时延神经网络来建立干燥基准逆模型。

温、湿度与木材含水率之间逆模型辨识结构如图 4-9 所示。 $X$  为系统输入向量， $x_1$  为温度， $x_2$  为湿度， $y$  为木材含水率，其它符号的意义同上，这样，模型可以描述为：

$$X_N(k) = F[x_1(k-1), \dots, x_1(k-m), x_2(k-1), \dots, x_2(k-m); y(k), y(k-1), y(k-2) \dots y(k-n)] \quad (4-6)$$

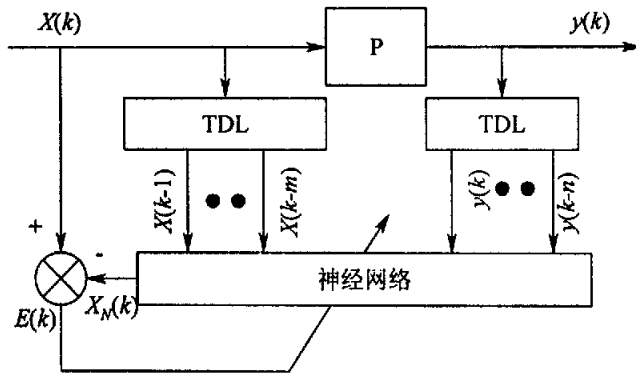


图4-9 干燥基准逆模型的时延神经网络辨识结构图

Fig.4-9 TDNN neural network identification structure of drying schedule inverse model

## 4.4 仿真及结果

### 4.4.1 实验方法

研究中使用的是如下图 4-10 所示的  $1.8\text{m} \times 1.7\text{m} \times 1.2\text{m}$  的工业微缩实验干燥窑。

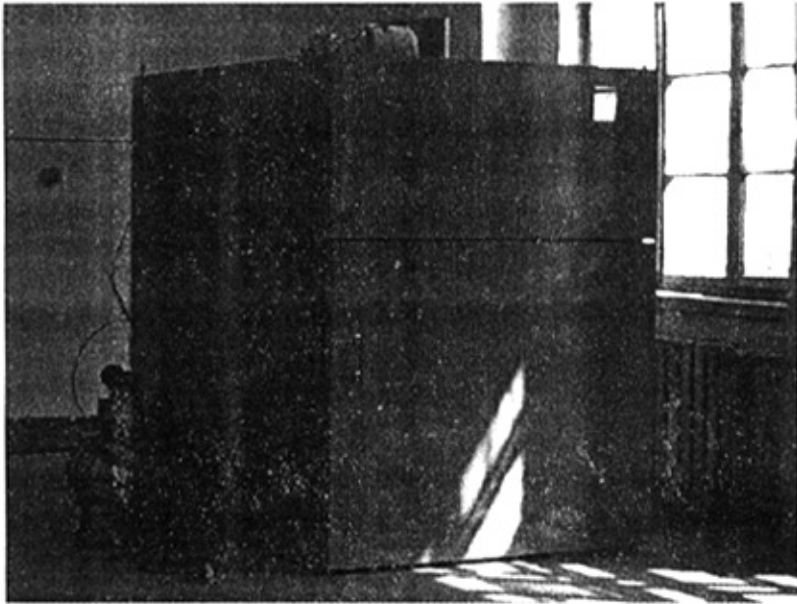


图 4-10 木材干燥实验窑示意图

Fig.4-10 Experimental kiln of wood drying

在整个实验中,选取了 3 个不同的树种(30mm 厚的水曲柳、30mm 厚的桦木和 30mm 厚的柞木),对每个树种分别进行 3 窑实验而得到 9 窑干燥数据。每窑数据都是在系统正常运行下得到的,采用这种方式既不会破坏控制系统和被控对象,又能充分激励

过程的所有模态。

木材干燥的目的是通过调节干燥窑内的温度和湿度来降低木材含水率。窑内执行机构包括加热阀、喷湿阀、排潮阀和风机，检测装置包括两组温度传感器，两组湿度传感器和六组木材含水率传感器。在干燥过程中实时采集窑内的温度、湿度和木材含水率等数据，记录加热阀、喷湿阀和排潮阀的状态，加热阀、喷湿阀和排潮阀的开度用一个周期内的平均开度来表示，这样就得到了用于辨识的输入-输出数据对。

#### 4.4.2 数据的预处理

由于外界干扰或者传感器的测量噪声造成很多不正常的的数据，比如温度突变等，这样会影响辨识精度，所以需要进行数据的预处理，删除不正常的的数据，之后再对数据进行归一化处理。

实验测得的实际数据(包括温度、湿度和木材含水率)属于区间 $[0, 100]$ ，须进行归一化处理，使理论数据属于区间 $[0, 1]$ 。进行归一化处理的基本思想是将实际数据做线性变换，使其分布区间与理论数据分布区间相同。如图 4-11 所示：

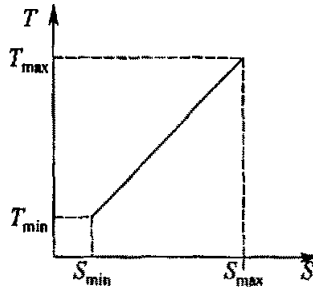


图4-11 归一化原理图

Fig.4-11 Normalization principle

其中  $S$  代表实际数据， $T$  代表理论数据，下标  $\max$ 、 $\min$  分别代表最大值和最小值，直线方程为：

$$T = \left( \frac{T_{\max} - T_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}} \right) (S - S_{\max}) + T_{\max} \quad (4-7)$$

在神经网络训练之前，需要把采集到的所有数据(加热阀、喷湿阀和排潮阀的状态，温度、湿度和木材含水率)都进行归一化处理。

#### 4.4.3 神经网络训练程序实现

根据前面提到的神经网络结构和算法，文中编写了 BP 网络、时延神经网络(TDNN)和动态递归神经网络(DRNN)三种网络的训练程序，所有网络的隐含层都只有一个。该程序具有参数设置、训练网络、预报输出、模型验证、保存网络和调用网络等功能。图 4-12、图 4-13 和图 4-14 分别为木材干燥模型神经网络训练程序的主界面、时延神经网络训练界面、动态递归神经网络训练界面：

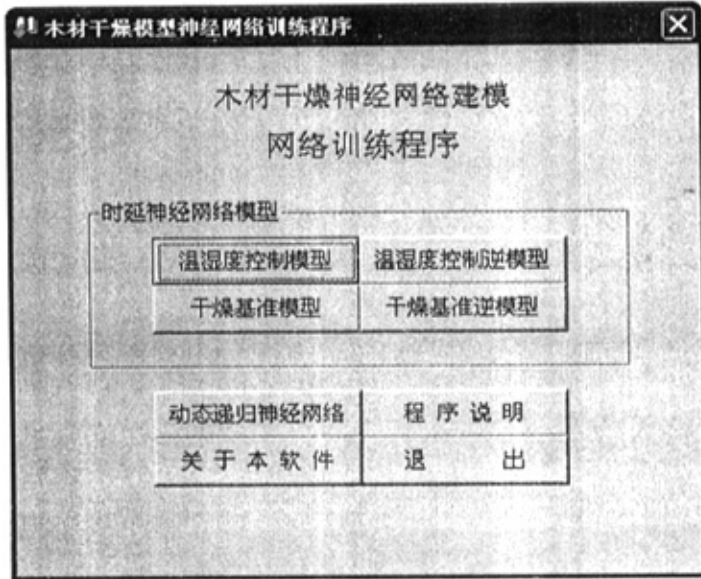


图 4-12 木材干燥模型神经网络训练程序主界面  
Fig.4-12 Main interface of neural network training program of wood drying

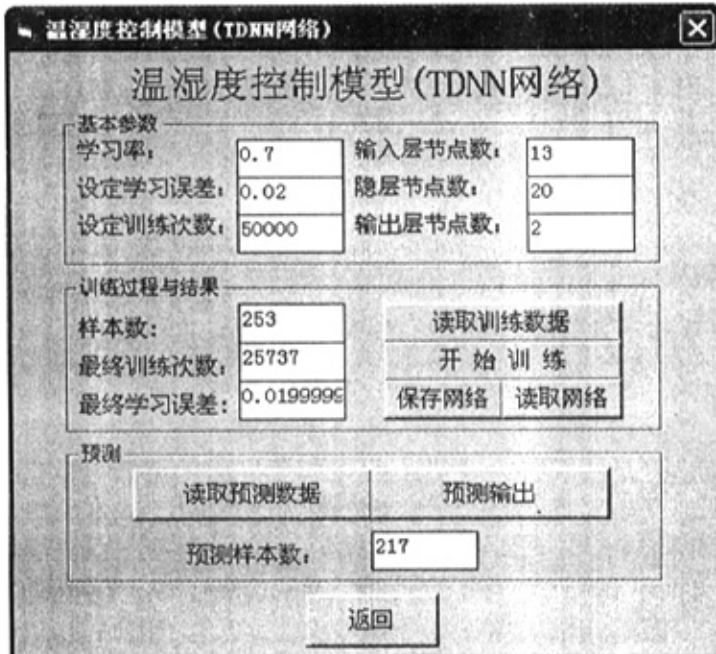


图 4-13 时延神经网络训练界面  
Fig.4-13 TDNN training interface



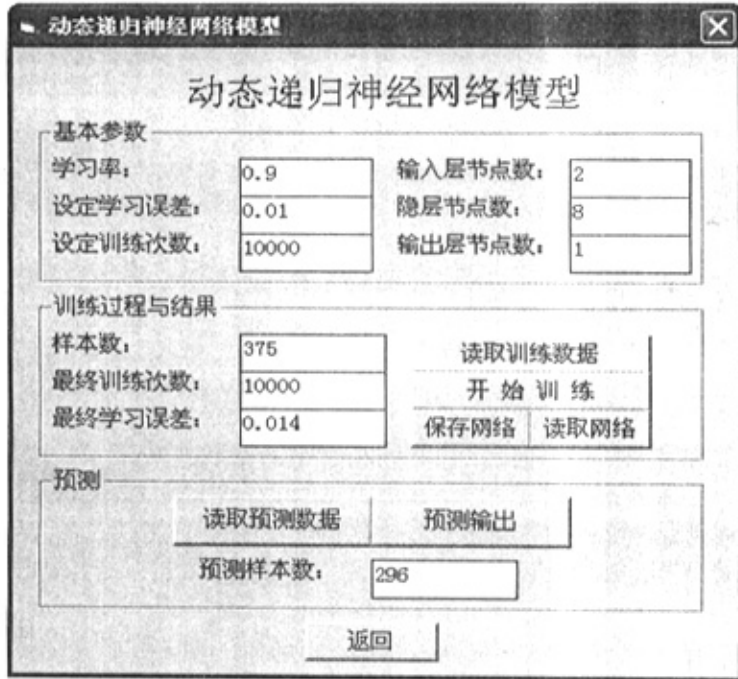


图 4-14 动态递归神经网络训练界面  
Fig.4-14 DRNN training interface

#### 4.4.4 温湿度控制模型辨识及检验

##### (1) 时延神经网络模型训练及检验

在这个模型中，公式(4-1)中  $m$  和  $n$  都取为 2，这相当于前向网络有 13 个输入节点，2 个输出节点。训练样本为水曲柳一个干燥阶段的数据：温度从 33.7℃到 60.4℃(温度并非持续上升)、湿度从 20.9%到 7.1%(湿度并非持续下降)的 253 对数据，按照前面提到的神经网络结构和算法进行训练，网络的参数如下：隐层节点数为 20，网络的学习率取为 0.7，隐层单元激活函数取 Sigmoid 函数  $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ ，输出单元激活函数取线性函数，网络的初始权值在(0,1)内随机选取，网络的最终学习误差设置为  $E=0.02$ 。通过反复试验证明，上述一系列参数的选择能加快网络的收敛速度，而且可以使网络具有较好的逼近精度。经过 25737 次训练后网络收敛，最终误差为  $E=0.019999$ ，得到时延神经网络的权值 ( $13 \times 20$  和  $20 \times 2$  的矩阵)，即输入-输出模型。

为了验证模型的准确性，分别用水曲柳和桦木两个树种的实验数据对得到的模型进行验证。其中一个验证样本选用同一窑水曲柳干燥实验中温度从 34.1℃到 59.65℃，湿度从 21.75%到 14.45%的 135 对数据，得到网络输出(1)与系统实际输出(2)的温、湿度曲线如图 4-15 和 4-16 所示。另一个验证样本为桦木干燥实验过程中温度从 52.25℃到 60.2℃，湿度从 21.65%到 5.65%的 146 对数据，得到网络输出(1)与系统实际输出(2)的温、湿度曲线如图 4-17 和 4-18 所示。

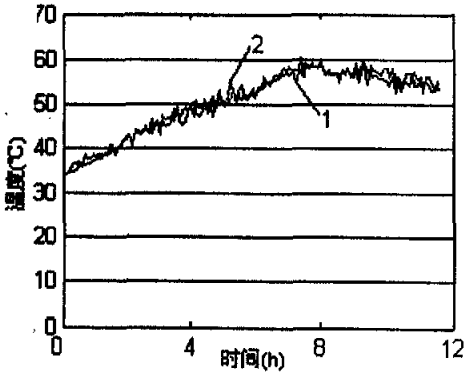


图 4-15 时延网络输出与系统输出的温度比较  
Fig.4-15 Comparison TDNN output with system output of temperature

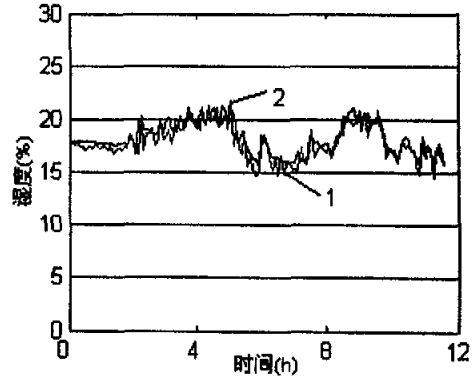


图 4-16 时延网络输出与系统输出的湿度比较  
Fig.4-16 Comparison TDNN output with system output of humidity

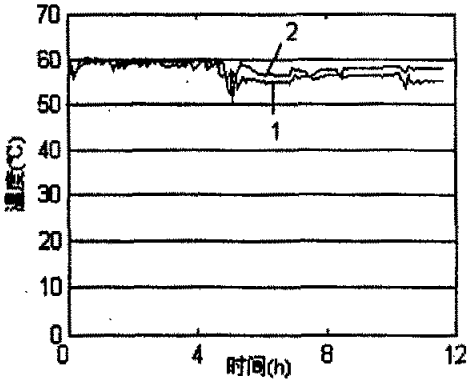


图 4-17 时延网络输出与系统输出的温度比较  
Fig.4-17 Comparison TDNN output with system output of temperature

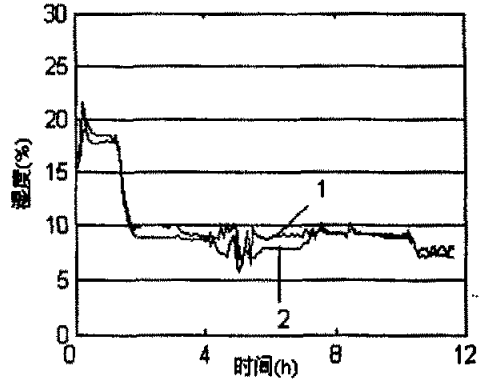


图 4-18 时延网络输出与系统输出的湿度比较  
Fig.4-18 Comparison TDNN output with system output of humidity

从以上四图可以看出，除了个别样本的误差较大外，其余的网络输出都很接近实际值，这说明建立的神经网络模型能够较好地逼近实际系统。

#### (2) 动态递归神经网络模型训练及检验

为了和时延神经网络作比较，训练样本与时延方法中完全相同，验证样本选择时延方法中的桦木样本。网络参数选择如下：隐层节点数为 10，学习率取 0.9，隐层单元激活函数取 Tansig 函数，输出单元激活函数取线性函数，网络初始权值在(0,1)之间随机选取，经过 30000 次训练，最终误差为 0.034483，得到模型，即  $3 \times 10$ 、 $10 \times 2$  和  $10 \times 10$  的权值矩阵。验证后，得到网络输出(1)与系统实际输出(2)的温、湿度曲线如图 4-19 和 4-20 所示，从图可看出，动态递归网络的辨识效果比时延神经网络要差。

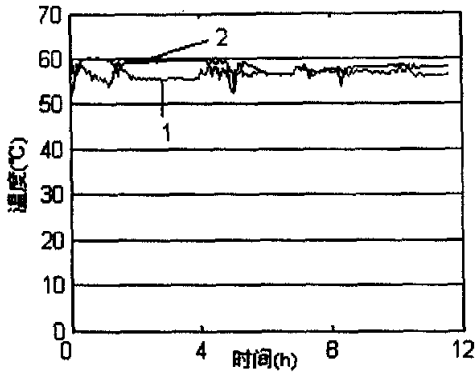


图 4-19 递归网络输出与系统输出的温度比较  
Fig.4-19 Comparison DRNN output with system output of temperature

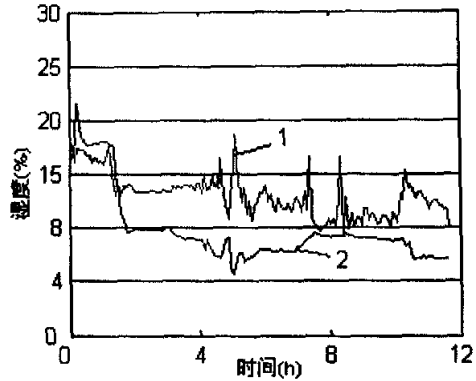


图 4-20 递归网络输出与系统输出的湿度比较  
Fig.4-20 Comparison DRNN output with system output of humidity

#### 4.4.5 干燥基准模型/逆模型辨识及检验

木材干燥的全过程大致可以分为三个阶段：预热阶段、等速干燥阶段(含水率在纤维饱和点以上)和减速干燥阶段(含水率在纤维饱和点以下)，每个阶段的水份蒸发机理不同，所以相应的模型也不同。在等速干燥阶段，干燥曲线(含水率随时间的变化关系)大致呈线性，所以模型相对简单；而在减速干燥阶段的模型比较复杂，所以本论文主要针对减速干燥阶段的模型进行辨识。

##### (1) 时延神经网络模型训练及检验

在研究这一模型时，公式(4-3)中  $n=2$ ， $m=2$ ，这时相当于前向网络有 8 个输入节点，1 个输出节点。我们分别对三个不同的树种进行实验。

##### ① 水曲柳

第一个实验树种是水曲柳，用含水率从 30%降低到 15%的 397 对数据作为训练样本。按照上文提到的神经网络结构和算法进行训练，网络的参数选择如下：隐层节点数为 20，网络的学习率为 0.8，隐层单元和输出单元激活函数取 Sigmoid 函数，网络的初始权值在(0,1)之间随机选取，网络的最终学习误差设置为  $E=0.02$ ，经过 19628 次训练后网络收敛，得到  $8 \times 20$  和  $20 \times 1$  权值矩阵，即水曲柳干燥基准模型。

为了验证模型的准确性，我们用另一窑水曲柳干燥数据，含水率从 30%降低到 7%的 1108 对数据作为验证样本对得到的模型进行验证，即用测得的温度和湿度数据作为网络的输入，求得网络的输出木材含水率，网络的输出(1)与系统的实际输出(2)如图 4-21 所示，网络输出与系统实际输出之间的误差如图 4-22 所示。

从图 4-22 中可以看出，除了极个别样本的误差比较大以外，其余的网络输出都非常接近真实值，这说明建立的神经网络模型能够很好地反映实际对象特性。

##### ② 桦木

第二个实验树种是桦木，训练样本为含水率从 31%降低到 20%的 71 对数据。网络的参数如下：隐层节点数为 20，网络学习率为 0.8，隐层单元和输出单元激活函数取 Sigmoid 函数，网络的初始权值在(0,1)之间随机选取，最终学习误差设置为  $E=0.03$ ，经

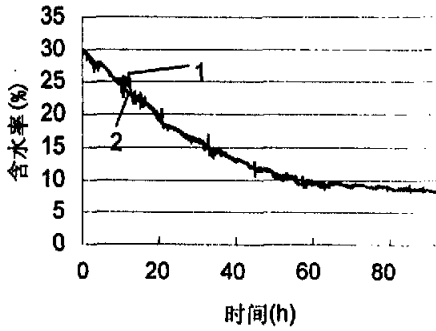


图 4-21 时延网络输出与系统输出的干燥曲线  
Fig.4-21 Drying curves of TDNN output  
and system output

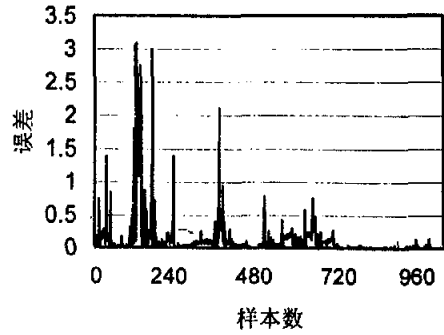


图 4-22 时延网络输出与系统输出之间的误差曲线  
Fig.4-22 Error curves of TDNN output  
and system output

过 9098 次训练后网络收敛, 得到  $8 \times 20$  和  $20 \times 1$  权值矩阵, 即桦木干燥基准模型。验证样本为同窑数据中含水率从 31%降低到 10%的 376 对数据。网络的输出(1)与系统的实际输出(2)如图 4-23 所示, 网络输出与系统实际输出之间的误差如图 4-24 所示。除了极个别样本的误差比较大以外, 其余的都非常接近真实值, 证明网络具有较好的外推能力。

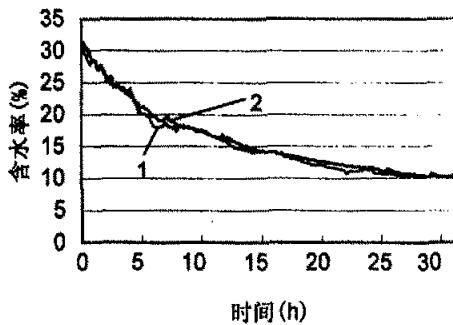


图 4-23 时延网络输出与系统输出的干燥曲线  
Fig.4-23 Drying curves of TDNN output  
and system output

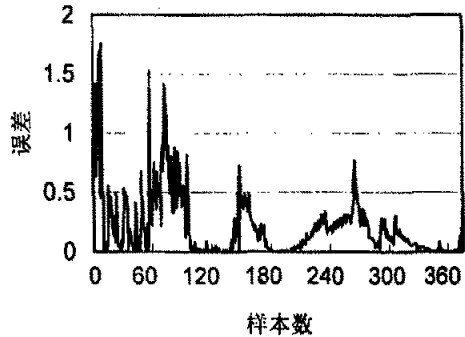


图 4-24 时延网络输出与系统输出之间的误差曲线  
Fig.4-24 Error curves of TDNN output  
and system output

### ③ 柞木

第三个实验树种是柞木, 训练样本为含水率从 30%降低到 20%的 356 对数据。网络的参数如下: 隐层节点数选择 15, 网络的学习率取为 0.9, 隐层单元和输出单元激活函数取 Sigmoid 函数, 网络的初始权值在(0,1)之间随机选取, 网络的最终学习误差设置为  $E=0.05$ , 经过 3827 次训练后网络收敛, 得到  $8 \times 15$  和  $15 \times 1$  权值矩阵, 即柞木干燥基准模型。验证样本为同窑数据中含水率从 20%降低到 7%的 1161 对数据。网络的输出(1)与系统的实际输出(2)如图 4-25 所示, 网络输出与系统实际输出之间的误差如图 4-26 所示。

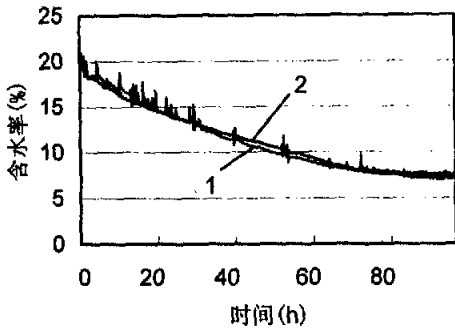


图 4-25 时延网络输出与系统输出的干燥曲线  
Fig.4-25 Drying curves of TDNN output and system output

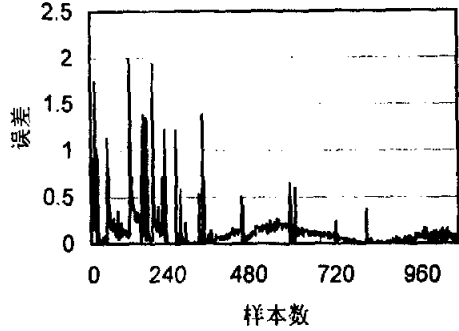


图 4-26 时延网络输出与系统输出之间的误差曲线  
Fig.4-26 Error curves of TDNN output and system output

(2) 动态递归神经网络模型训练及检验

为了跟时延神经网络比较，训练样本与时延神经网络相同，用水曲柳干燥数据中含水率从 30%降低到 15%的 397 对数据作为训练样本。动态递归网络的参数选择如下：隐层节点数为 15，网络的学习率为 0.8，隐层单元和输出单元激活函数取 Sigmoid 函数，网络的初始权值在(0,1)之间随机选取，训练算法用动态 BP 算法，经过 10000 次训练误差达到 0.018，得到  $2 \times 15$ 、 $15 \times 1$  和  $15 \times 15$  的权值矩阵，即水曲柳干燥基准模型。验证样本为另一窑水曲柳干燥数据中含水率从 30%降低到 15%的 375 对数据，网络的输出(1)与系统的实际输出(2)如图 4-27 所示，从图中可以看出动态递归神经网络的辨识效果比时延神经网络的效果要差。

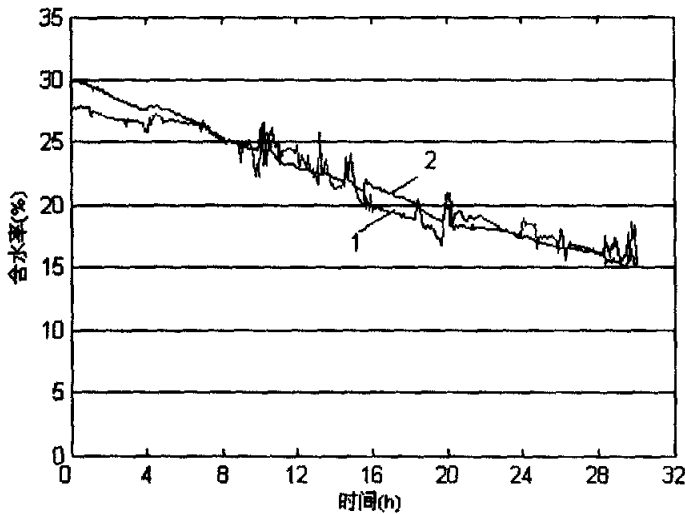


图 4-27 系统输出与动态递归神经网络输出的干燥曲线  
Fig.4-27 Drying curves of system output and DRNN output

(3) 干燥基准逆模型的训练及检验

在这个模型中，公式(4-6)中，取  $n=2$ ， $m=2$ ，这时相当于前向网络有 7 个输入节

点, 2 个输出节点。

### ① 水曲柳

用含水率从 30%降低到 15%的 397 对数据作为训练样本, 在这个阶段中, 温度的范围是从 47.85℃到 67.9℃, 湿度的范围是从 2.3%到 11%。网络的参数选择如下: 隐层节点数为 30, 网络的学习率取为 0.8, 隐层单元和输出单元激活函数取 Sigmoid 函数, 网络的初始权值在(0,1)之间随机选取, 经过 55000 次(人为设定的最大训练次数)训练后网络收敛, 最终误差为 0.038288, 得到  $7 \times 30$  和  $30 \times 2$  权值矩阵, 即水曲柳干燥基准逆模型。为了验证模型的准确性, 用含水率从 15%降低到 8.5%的 364 对数据作为验证样本对得到的模型进行验证, 即用木材含水率作为网络的输入, 求得网络的输出, 包括温度和湿度, 网络输出(1)与系统实际输出(2)的温度和湿度曲线分别如图 4-28 和图 4-29 所示。证明网络具有较好的外推能力。

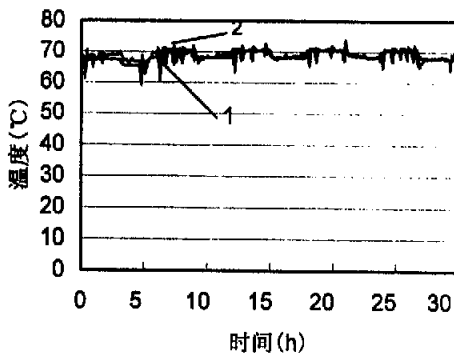


图 4-28 网络输出与系统输出的温度比较  
Fig.4-28 Comparison network output with system output of temperature

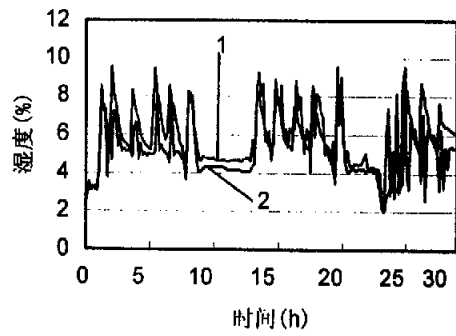


图 4-29 网络输出与系统输出的湿度比较  
Fig.4-29 Comparison network output with system output of humidity

### ② 桦木

用第一窑桦木实验数据, 含水率从 31%降低到 20%的 71 对数据作为训练样本, 在这个阶段中, 温度的范围是从 53.9℃到 66.3℃, 湿度的范围是从 6.95%到 18.05%。网络的参数选择如下: 隐层节点数为 20, 网络的学习率取为 0.8, 隐层单元和输出单元激活函数取 Sigmoid 函数, 网络的初始权值在(0,1)之间随机选取, 经过 20193 次训练后网络收敛, 最终误差为 0.099995, 得到  $7 \times 20$  和  $20 \times 2$  权值矩阵, 即桦木干燥基准逆模型。在进行模型验证时, 使用另一窑桦木干燥数据, 用含水率从 30%降低到 10%的 376 对数据作为验证样本对得到的模型进行验证, 网络输出(1)与系统实际输出(2)的温度和湿度曲线分别如图 4-30 和图 4-31 所示。

### ③ 柞木

用第一窑柞木实验数据, 含水率从 30%降低到 20%的 356 对数据作为训练样本, 在这个阶段中, 温度的范围是从 47℃到 58.55℃, 湿度的范围是从 5.65%到 15.45%。网络的参数选择如下: 隐层节点数为 15, 网络的学习率取为 0.8, 隐层单元和输出单元激活函数取 Sigmoid 函数, 网络的初始权值在(0,1)之间随机选取, 经过 55000 次训练后网络收敛, 最终误差为 0.077218, 得到  $7 \times 15$  和  $15 \times 2$  权值矩阵, 即柞木干燥基准逆模型。

在进行模型验证时,使用另一窑柞木干燥数据,用含水率从 30%降低到 12%的 816 对数据作为验证样本对得到的模型进行验证,网络输出(1)与系统实际输出(2)的温度和湿度曲线分别如图 4-32 和图 4-33 所示。

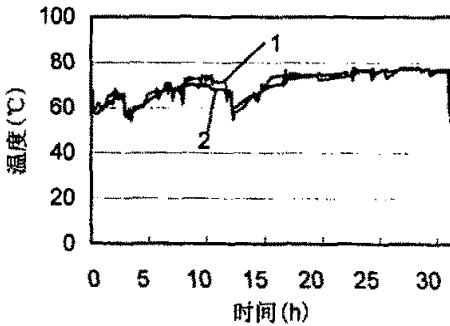


图 4-30 网络输出与系统输出的温度比较  
Fig.4-30 Comparison network output with system output of temperature

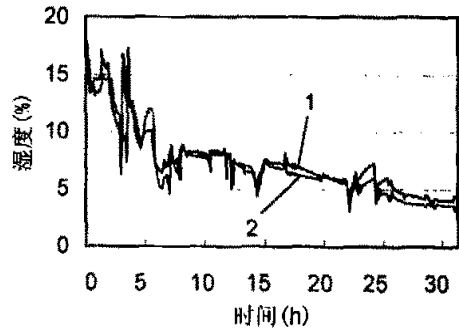


图 4-31 网络输出与系统输出的湿度比较  
Fig.4-31 Comparison network output with system output of humidity

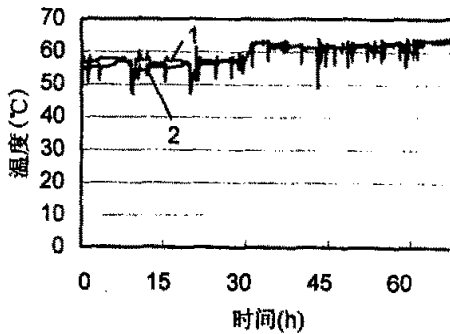


图 4-32 网络输出与系统输出的温度比较  
Fig.4-32 Comparison network output with system output of temperature

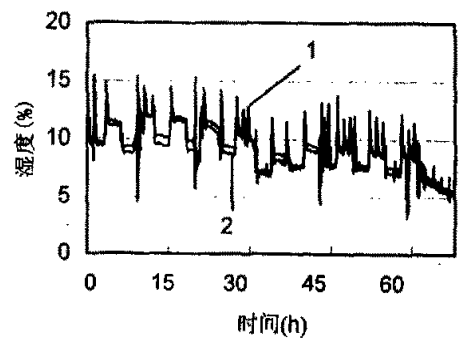


图 4-33 网络输出与系统输出的湿度比较  
Fig.4-33 Comparison network output with system output of humidity

## 4.5 本章小结

木材干燥属于超微细结构的非稳态传热传质过程,木材结构复杂又具有多样性和变异性,因此建立理想的符合实际干燥过程的数学模型是实现干燥基础理论研究深入的重要内容,也是实现木材干燥自动控制的先决条件。神经网络自身具备的良好的自适应、自学习能力,以及在其他干燥领域的前期研究,为基于神经网络的木材干燥建模提供了有效思路。本文针对木材干燥这一复杂非线性系统,利用时延神经网络和动态递归神经网络,建立了温湿度控制模型和干燥基准模型及逆模型。

在木材干燥计算机控制系统中主要需解决两个模型问题:一是温湿度控制模型,即描述加热线、喷湿阀和排潮阀与温、湿度之间关系的模型,这为进行控制器设计,有效

实施控制提供了基础条件；二是干燥基准模型及逆模型，在以含水率基准作为干燥基准的控制系统中，基准模型及逆模型是描述温、湿度与木材含水率之间关系的模型。以温湿度作为输入，以含水率作为输出的基准模型可实现干燥过程含水率变化特性的预测。以含水率作为输入，以温湿度作为输出的基准逆向模型则可根据当前的含水率给出相应的温湿度值，这为优化干燥基准提供了有利依据。

本文采用时延神经网络和动态递归网络进行了模型辨识，检验结果显示，这两种网络都具备一定的逼近系统实际动态特性的能力。但对于木材干燥过程中出现的数据突变等现象的跟踪，时延神经网络显示了好于动态递归神经网络的优势。



## 5 木材干燥智能控制器设计、仿真及实验研究

### 5.1 引言

木材干燥就是按照干燥基准（本文研究中采用含水率基准）规定的程序表，在控制介质温度和相对湿度的条件下，对木材加热，使木材内部水分向表层移动并向外界蒸发，逐步从木材中排除水分的过程。温度的调控，对我国应用极为广泛的蒸汽干燥窑来说是通过调节加热器的进汽阀开度实现，而对湿度的调控主要是通过改变喷蒸管的进气和进、排气道的启闭程度来实现的。木材干燥的最终目标是使木材的终含水率达到要求的含水率并且干燥质量能满足加工工艺的要求。然而，木材干燥是一滞后、非线性、时变的过程，采用传统的控制方法易导致控制精度差，使得木材干燥质量的可预测性、可靠性都不高。在控制精度和性能要求较高的情况下，考虑控制对象参数乃至结构的变化、非线性的影响以及环境干扰等时变的不确定的因素，选择合适的控制策略和实现方法，才能使木材干燥控制系统达到理想的控制效果，提高干燥质量和干燥速度。

### 5.2 木材干燥 PID 控制仿真

#### 5.2.1 木材干燥 PID 控制方法

木材干燥的 PID 控制实现的是通过两个单控制回路对温度和湿度加以控制和调节。PID 控制系统结构图如图 5-1 所示。

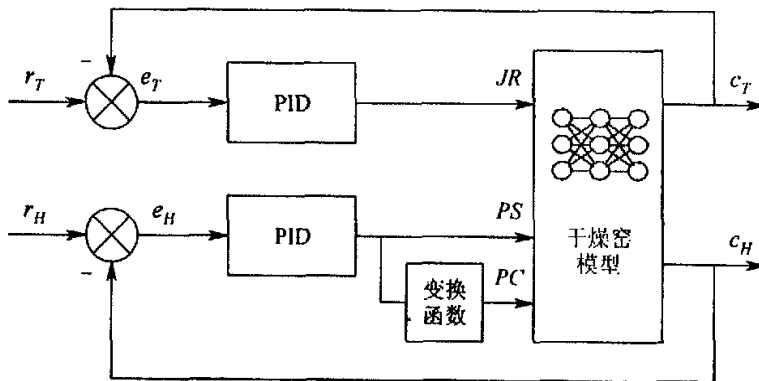


图 5-1 木材干燥 PID 控制系统框图

Fig.5-1 Block diagram of PID control system of wood drying

#### 5.2.2 PID 控制仿真及结果

经过反复比较和验证，温度 PID 控制器的三个控制参数选择如下： $K_p=0.001$ ，

$K_I=0.001$ ,  $K_D=0.0001$ ; 湿度 PID 控制器的三个控制参数选择如下:  $K_p=0.001$ ,  $K_I=0.01$ ,  $K_D=0$ 。在 MATLAB 6.5 中的 SIMULINK 仿真环境下进行仿真, 系统仿真模型如图 5-2 所示。

图 5-2 木材干燥 PID 控制仿真模型  
Fig.5-2 Simulating model of PID control of wood drying

仿真中给定温度输入  $50^{\circ}\text{C}$ , 湿度输入 20%, 温度初始值  $40^{\circ}\text{C}$ , 湿度初始值 25%。仿真时间设为 120min, 模型仿真结果分别如图 5-3、5-4 所示。

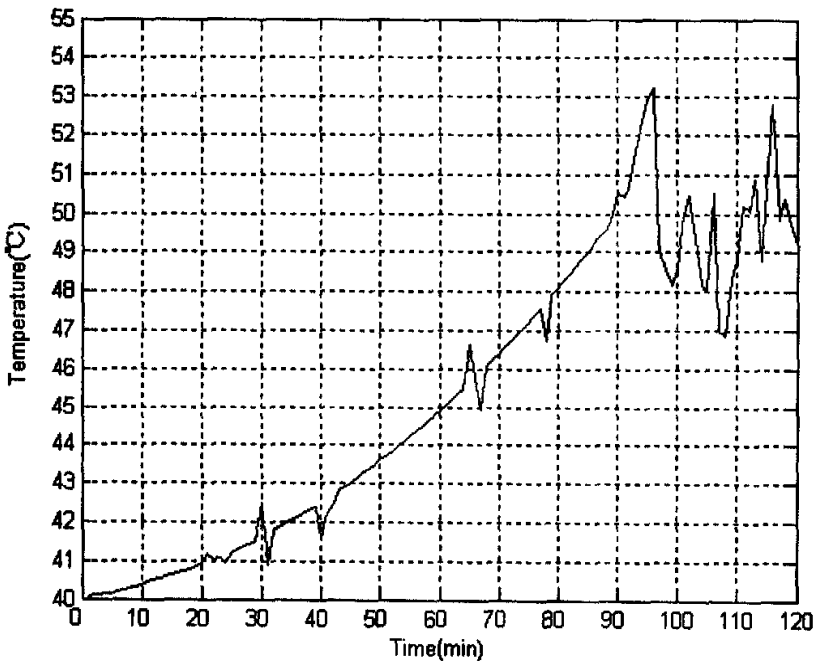


图 5-3 PID 控制系统温度输出  
Fig.5-3 Temperature output of PID control system

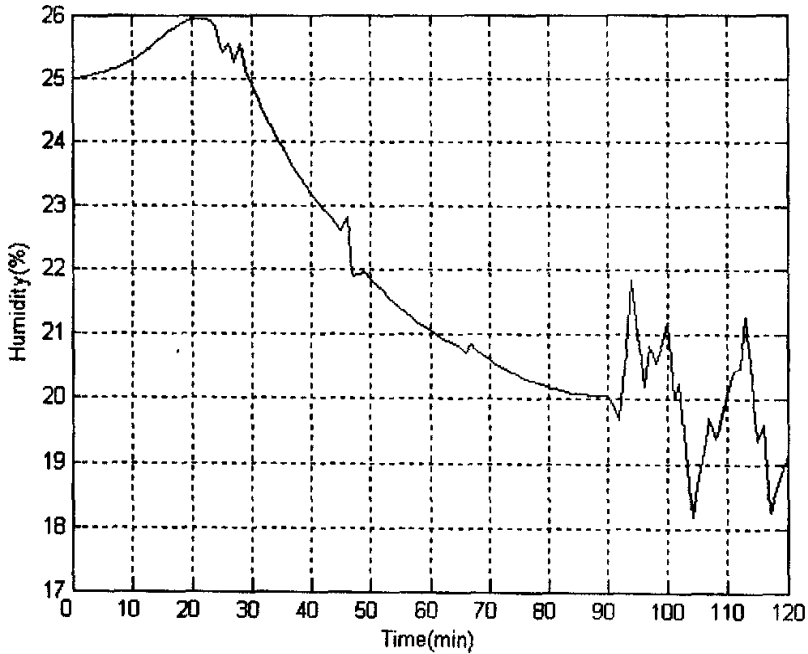


图 5-4 PID 控制系统湿度输出  
Fig.5-4 Humidity output of PID control system

### 5.3 模糊控制器设计与仿真

木材干燥模糊控制系统方框图如图 5-5 所示。

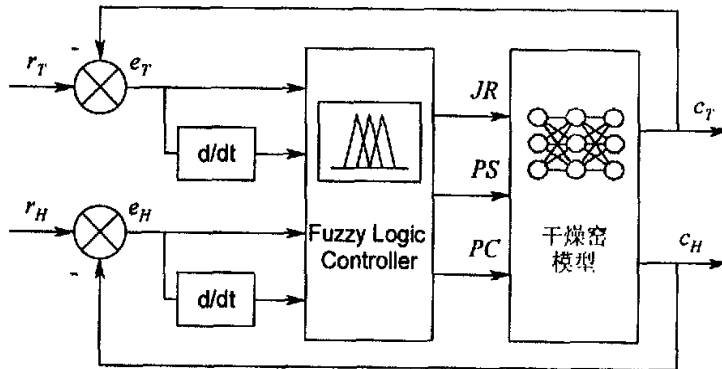


图 5-5 木材干燥模糊控制系统框图  
Fig.5-5 Block diagram of fuzzy control system of wood drying

#### 5.3.1 模糊控制器设计

##### (1) 模糊控制器结构

根据木材干燥的操作规程以及具体的木材干燥工艺要求，分别选取木材干燥控制系统被控量与控制量如下：

设输入为温度和湿度的误差  $e$  和误差变化率  $ec$ ，输出控制量为加热、喷湿和排潮阀开度  $u_i$  ( $i=JR、PS、PC$ )。

#### (2) 输入、输出量论域选择

误差  $E$  的模糊子集为

{ NB, NM, NS, NZ, PZ, PS, PM, PB }

误差变化率  $EC$ 、温湿度调整量  $P_T$  和  $P_H$  的模糊子集为

{ NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB }

控制量的模糊子集为：

$JR$ : {ZE, PS, PM, PB}, 并简记为  $\{y_1^1, y_1^2, y_1^3, y_1^4\}$

$PS$ : {ZE, PS, PM, PB}, 并简记为  $\{y_2^1, y_2^2, y_2^3, y_2^4\}$

$PC$ : {ZE, PS, PM, PB}, 并简记为  $\{y_3^1, y_3^2, y_3^3, y_3^4\}$

上述 NB=负大, NM=负中, NS=负小, NZ=0<sup>-</sup>, PZ=0<sup>+</sup>, PS=正小, PM=正中, PB=正大。其中误差模糊集选取 NZ、PZ，主要是着眼于提高稳态精度。

误差  $E$  模糊子集论域为

{-6, -5, -4, -3, -2, -1, -0, +0, 1, 2, 3, 4, 5, 6 }

误差变化率  $EC$ 、温湿度调整量  $P_T$  和  $P_H$  的模糊子集论域为

{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6 }

控制量  $U$  的模糊子集论域为 {-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3}

#### (3) 量化因子、比例因子选择

本文研究中设定温度变化实际范围为  $[-10^{\circ}\text{C}, +10^{\circ}\text{C}]$ ，湿度实际变化范围为  $[-5\%, +5\%]$ ，输出控制量为加热、喷湿和排潮阀开度  $u_i$  ( $i=JR、PS、PC$ ) 实际变化范围为  $[0, 1]$ 。而论域范围均为  $[-6, +6]$ ，所以相应的量化因子  $K_{eT}$ 、 $K_{ecT}$  为  $6/10=0.6$ ， $K_{eH}$ 、 $K_{ecH}$  为  $6/5=1.2$ ，比例因子  $K_u$  为  $1/3=0.33$ 。

#### (4) 模糊变量赋值

模糊变量误差  $E$ 、误差变化  $EC$  及控制量  $U$  的模糊集和论域确定后，需对模糊语言变量确定隶属函数，即确定隶属度。

设各模糊子集在相应论域上的隶属度由高斯分布确定，隶属函数曲线如图 5-6（误差  $E$ ），5-7（误差变化  $EC$ ），5-8（加热阀开度  $JR$ ）所示，其他类似。

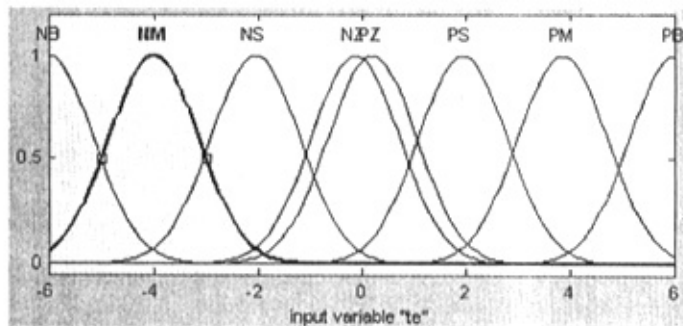


图 5-6 误差隶属函数曲线图  
Fig.5-6 Plots of membership function of error

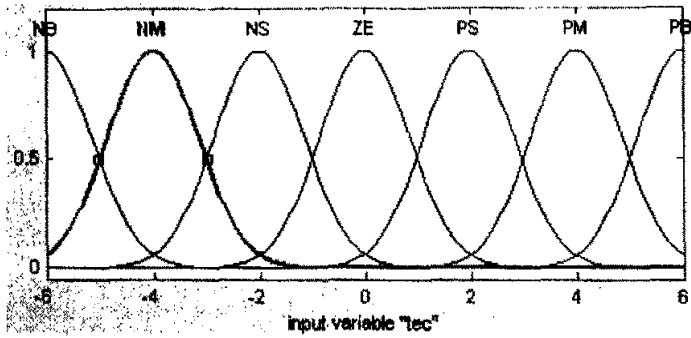


图 5-7 误差变化隶属函数曲线图  
Fig.5-7 Plots of membership function of error changing

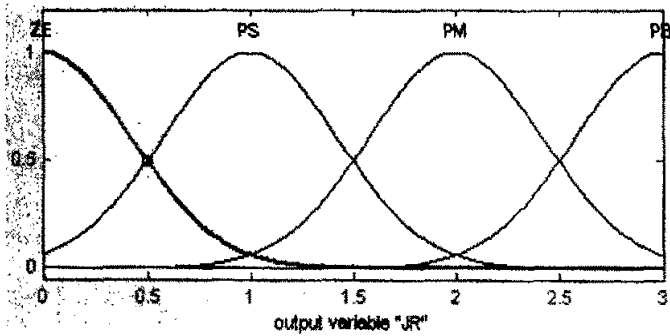


图 5-8 控制量隶属函数曲线图  
Fig.5-8 Plots of membership function of control variable

(5) 建立模糊控制规则表

模糊控制规则实质上是将操作者在控制过程中的实践经验加以总结，并加入了专家知识而得到的模糊条件语句的集合，它是模糊控制的核心，如何建立有效的模糊控制规则是设计模糊控制器的关键。本文采用 Mamdani 型的模糊控制规则，即：

$$\text{if } \{E = A_i \text{ and } EC = B_j\} \text{ then } U = C_k, \quad n = 1, 2, \dots, n$$

其中  $A$ 、 $B$  以及  $C$  分别为  $E$ 、 $EC$  和  $U$  的模糊子集。

应用推理合成法对木材干燥模糊控制器建立模糊控制规则。先分别建立基于温度（湿度）误差、误差变化及相应调整量的  $(E, EC, P_T)$  和  $(E, EC, P_H)$  情况下的模糊控制规则如下表 5-1、2 所示；然后在此基础上建立基于温度（湿度）调整量及控制量  $JR$ 、 $PS$ 、 $PC$  的  $(P_T, P_H, JR)$ 、 $(P_T, P_H, PS)$  和  $(P_T, P_H, PC)$  情况下的模糊控制规则如下表 5-3 所示；最后综合推导出的  $R_{P_T \times P_H \times y_1}$ 、 $R_{P_T \times P_H \times y_2}$  和  $R_{P_T \times P_H \times y_3}$  而得到模糊控制规则表如下表 5-4 所示：

表 5-1 模糊控制规则表  
Table 5-1 Fuzzy control rules

$P_T$ E \ EC	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PB	PM	ZE	ZE
NM	PB	PB	PB	PB	PM	ZE	ZE
NS	PM	PM	PM	PM	ZE	NS	NS
NZ	PM	PM	PS	ZE	NS	NM	NM
PZ	PM	PM	PS	ZE	NS	NM	NM
PS	PS	PS	ZE	NM	NM	NM	NM
PM	ZE	ZE	NM	NB	NB	NB	NB
PB	ZE	ZE	NM	NB	NB	NB	NB

表 5-2 模糊控制规则表  
Table 5-2 Fuzzy control rules

$P_H$ E \ EC	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PB	PM	ZE	ZE
NM	PB	PB	PB	PB	PM	ZE	ZE
NS	PM	PM	PM	PM	ZE	NS	NS
NZ	PM	PM	PS	ZE	NS	NM	NM
PZ	PM	PM	PS	ZE	NS	NM	NM
PS	PS	PS	ZE	NM	NM	NM	NM
PM	ZE	ZE	NM	NB	NB	NB	NB
PB	ZE	ZE	NM	NB	NB	NB	NB

表 5-3 模糊控制规则表  
Table 5-3 Fuzzy control rules

$JR$ $P_H$ \ $P_T$	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	$Y_1^2$	$Y_1^2$	$Y_1^2$	$Y_1^2$	$Y_1^1$	$Y_1^1$	$Y_1^1$
NM	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^2$	$Y_1^2$	$Y_1^1$	$Y_1^1$
NS	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^2$	$Y_1^2$	$Y_1^1$
ZE	$Y_1^4$	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^2$	$Y_1^1$

表 5-3 模糊控制规则表 (续表)  
Table 5-3 Fuzzy control rules(Continual table)

JR P <sub>H</sub>	P <sub>T</sub>	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
PS		$Y_1^4$	$Y_1^4$	$Y_1^4$	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^2$	$Y_1^2$
PM		$Y_1^4$	$Y_1^4$	$Y_1^4$	$Y_1^4$	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^2$
PB		$Y_1^4$	$Y_1^4$	$Y_1^4$	$Y_1^4$	$Y_1^3$	$Y_1^3$	$Y_1^2$

表 5-4 模糊控制规则表  
Table 5-4 Fuzzy control rules

		P <sub>T</sub>						
JR	PS PC	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
P <sub>H</sub>	NB	$Y_1^2 Y_2^3 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^3 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^3 Y_3^1$	$Y_1^1 Y_2^4 Y_3^1$	$Y_1^1 Y_2^4 Y_3^1$	$Y_1^1 Y_2^4 Y_3^1$	$Y_1^1 Y_2^4 Y_3^1$
	NM	$Y_1^3 Y_2^2 Y_3^3$	$Y_1^3 Y_2^2 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^2 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^3 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^3 Y_3^1$	$Y_1^1 Y_2^4 Y_3^1$	$Y_1^1 Y_2^4 Y_3^1$
	NS	$Y_1^3 Y_2^2 Y_3^1$	$Y_1^3 Y_2^2 Y_3^1$	$Y_1^3 Y_2^2 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^2 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^3 Y_3^1$	$Y_1^1 Y_2^3 Y_3^1$	$Y_1^1 Y_2^3 Y_3^1$
	ZE	$Y_1^4 Y_2^1 Y_3^1$	$Y_1^3 Y_2^1 Y_3^1$	$Y_1^3 Y_2^1 Y_3^1$	$Y_1^3 Y_2^2 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^1 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^1 Y_3^1$	$Y_1^1 Y_2^1 Y_3^1$
	PS	$Y_1^4 Y_2^1 Y_3^3$	$Y_1^4 Y_2^1 Y_3^3$	$Y_1^3 Y_2^1 Y_3^3$	$Y_1^3 Y_2^1 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^1 Y_3^1$	$Y_1^2 Y_2^1 Y_3^2$	$Y_1^2 Y_2^1 Y_3^2$
	PM	$Y_1^4 Y_2^1 Y_3^4$	$Y_1^4 Y_2^1 Y_3^4$	$Y_1^4 Y_2^1 Y_3^3$	$Y_1^3 Y_2^1 Y_3^2$	$Y_1^3 Y_2^1 Y_3^2$	$Y_1^2 Y_2^1 Y_3^2$	$Y_1^2 Y_2^1 Y_3^2$
	PB	$Y_1^4 Y_2^1 Y_3^4$	$Y_1^4 Y_2^1 Y_3^4$	$Y_1^4 Y_2^1 Y_3^4$	$Y_1^3 Y_2^1 Y_3^4$	$Y_1^3 Y_2^1 Y_3^3$	$Y_1^3 Y_2^1 Y_3^3$	$Y_1^2 Y_2^1 Y_3^2$

(6) 反模糊化

反模糊化方法本文采用重心法(Centroid of area)。

5.3.2 模糊控制仿真及结果

木材干燥模糊控制仿真模型如图 5-9 所示。

仿真条件和前面 PID 控制设置一样，仿真结果分别如图 5-10、5-11 所示。

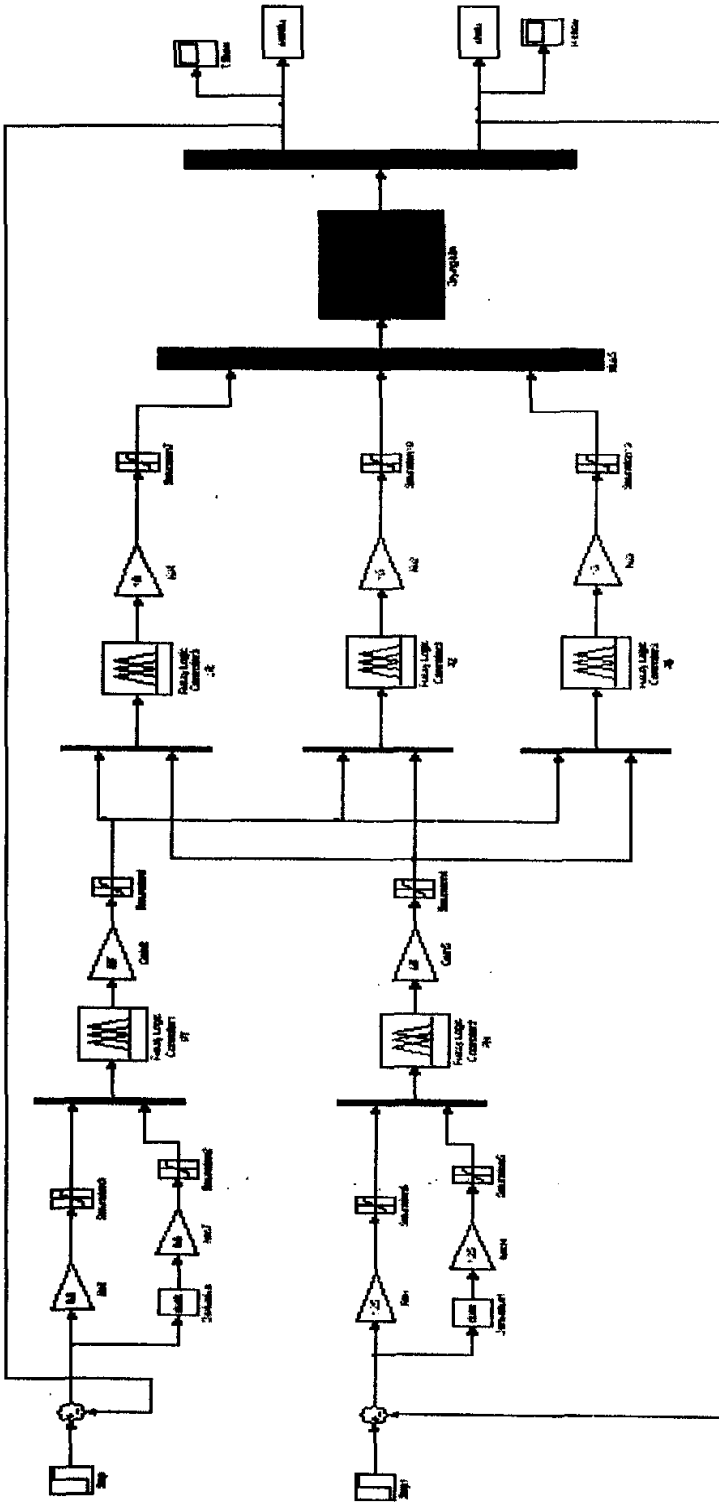


图 5-9 木材干燥模糊控制仿真模型  
Fig.5-9 Simulating model of wood drying fuzzy control



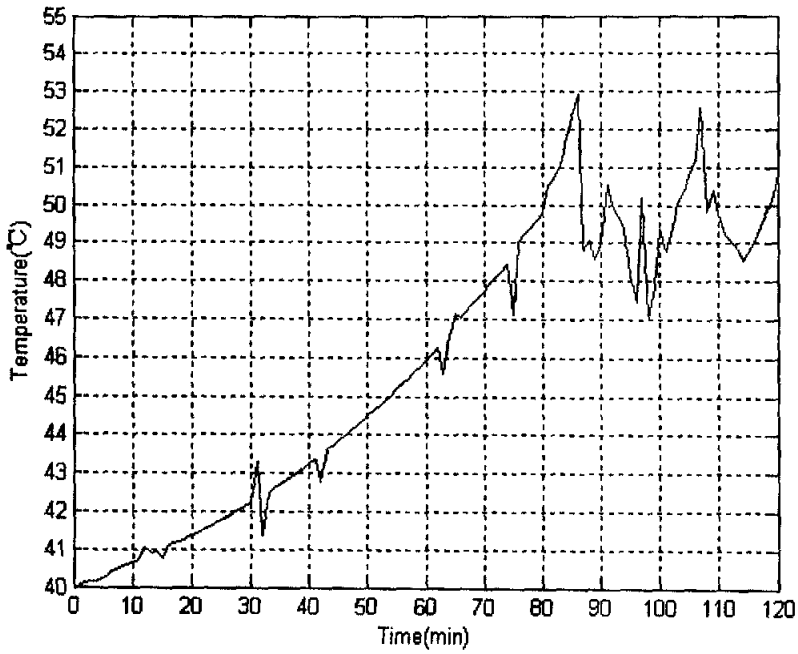


图 5-10 模糊控制系统温度输出  
Fig.5-10 Temperature output of fuzzy control system

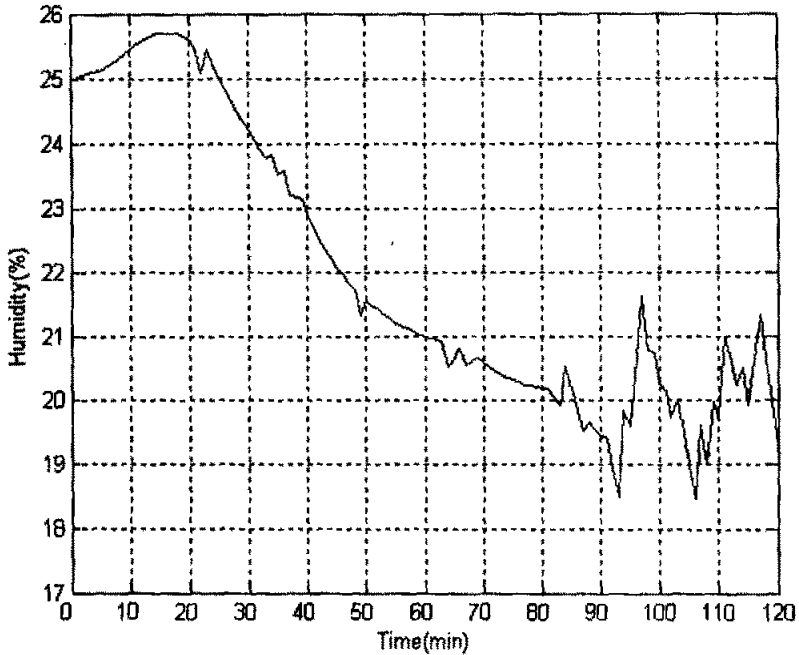


图 5-11 模糊控制系统湿度输出  
Fig.5-11 Humidity output of fuzzy control system

## 5.4 模糊自适应控制器设计与仿真

### 5.4.1 控制器结构及自适应算法

#### (1) 模糊自适应控制器结构

模糊自适应控制系统结构图如图 5-12 所示。

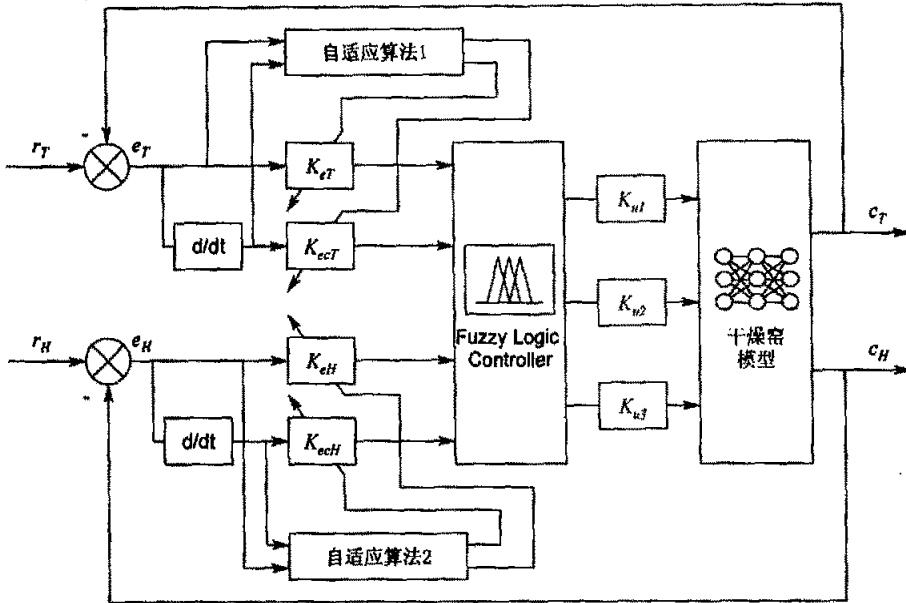


图 5-12 木材干燥模糊自适应控制系统框图

Fig.5-12 Block diagram of fuzzy adaptive control system of wood drying

#### (2) 自适应算法

根据对木材干燥控制经验的总结和常规控制调节的分析，一般会采用如下的修正规则调整量化因子和比例因子：

- ① 误差  $e$  和误差变化率  $ec$  大时，取小的  $K_e$ 、 $K_{ec}$  和大的  $K_u$ ；
- ② 误差  $e$  和误差变化率  $ec$  较大时，取较小的  $K_e$ 、 $K_{ec}$  和较大的  $K_u$ ；
- ③ 误差  $e$  和误差变化率  $ec$  较小时，取较大的  $K_e$ 、 $K_{ec}$  和较大的  $K_u$ ；
- ④ 误差  $e$  和误差变化率  $ec$  小时，取大的  $K_e$ 、 $K_{ec}$  和小的  $K_u$ 。

本文研究中的木材干燥控制器的输出控制量为加热、喷湿和排潮阀开度  $u_i$  ( $i=JR$ 、 $PS$ 、 $PC$ )，在具体实现中采用了四档开度控制，即关、小开、中开和全开四种开度状态。因而，在本控制中，比例因子的在线调节对控制效果的影响不大，自适应环节体现在对量化因子的调整。温湿度因子调整自适应算法分别如下：

先分别给温湿度量化因子赋初始值， $K_{eT0}=0.6$ 、 $K_{ecT0}=0.6$ 、 $K_{eH0}=1.2$ 、 $K_{ecH0}=1.2$ 。

温度的  $K_e$ 、 $K_{ec}$  ——

if  $\text{abs}(e) \geq 5$  &  $\text{abs}(ec) \geq 5$

$K_{eT} = K_{ecT} = 0.3;$

else

if  $\text{abs}(e) < 2$  &  $\text{abs}(ec) < 2$

$K_{eT} = K_{ecT} = 1.2;$

else

$K_{eT} = K_{ecT} = K_{eT0};$

end

end

湿度的  $K_e$ 、 $K_{ec}$  ——

if  $\text{abs}(e) \geq 3$  &  $\text{abs}(ec) \geq 3$

$K_{eT} = K_{ecT} = 0.6;$

else

if  $\text{abs}(e) < 1.5$  &  $\text{abs}(ec) < 1.5$

$K_{eT} = K_{ecT} = 2.4;$

else

$K_{eT} = K_{ecT} = K_{eT0};$

end

end

仿真时自适应算法以 S 函数形式实现。

### 5.4.2 模糊自适应控制仿真

木材干燥模糊自适应控制仿真模型如图 5-13 所示。

仿真条件和前面一样，仿真结果分别如图 5-14、5-15 所示。

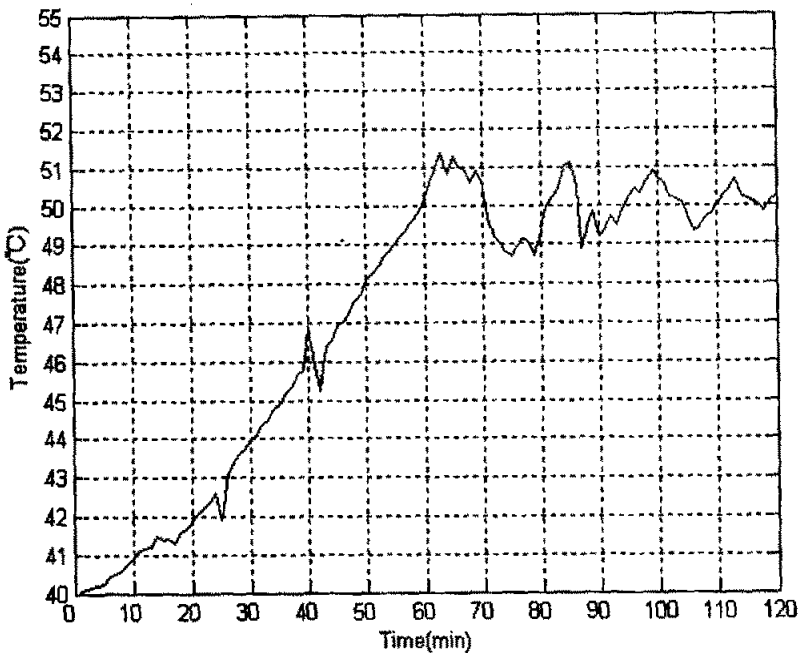


图 5-14 模糊自适应控制系统温度输出

Fig.5-14 Temperature output of fuzzy adaptive control system

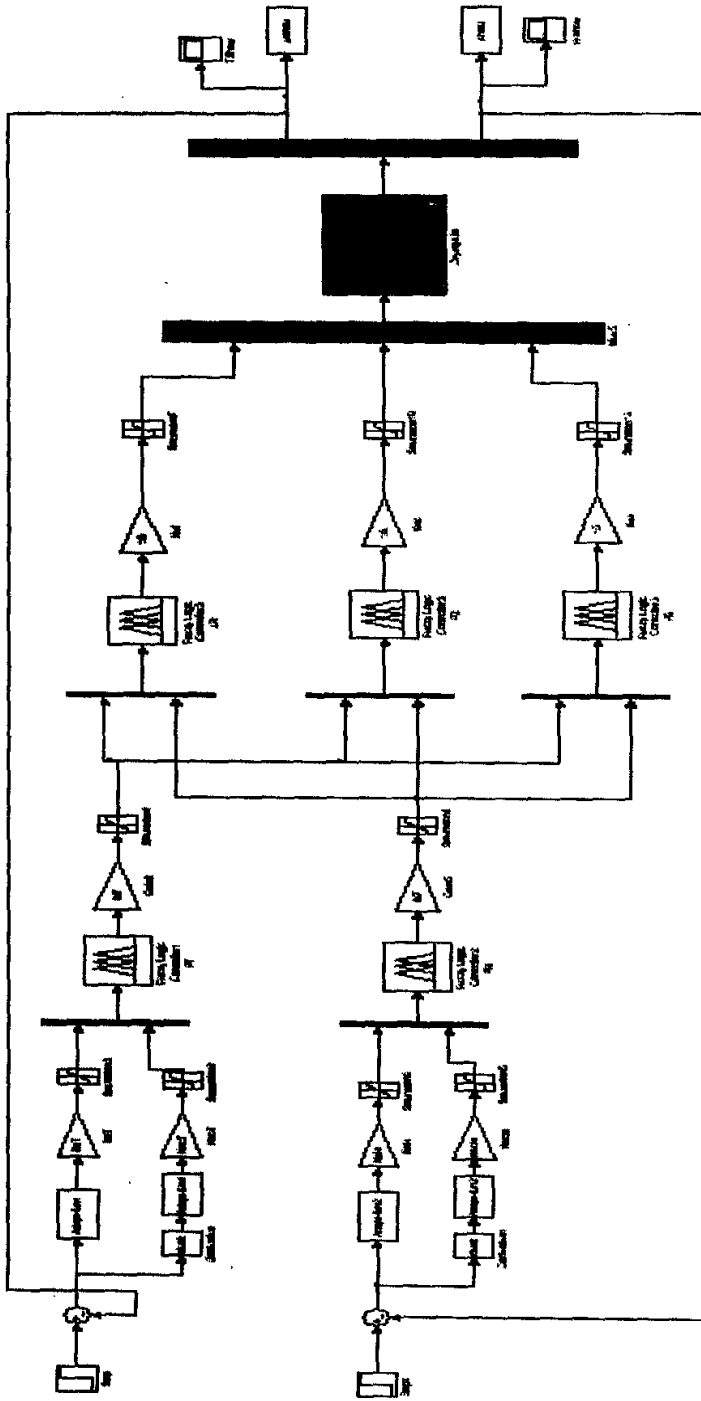


图 5-13 木材干燥模糊自适应控制仿真模型  
Fig.5-13 Simulating model of wood drying fuzzy adaptive control

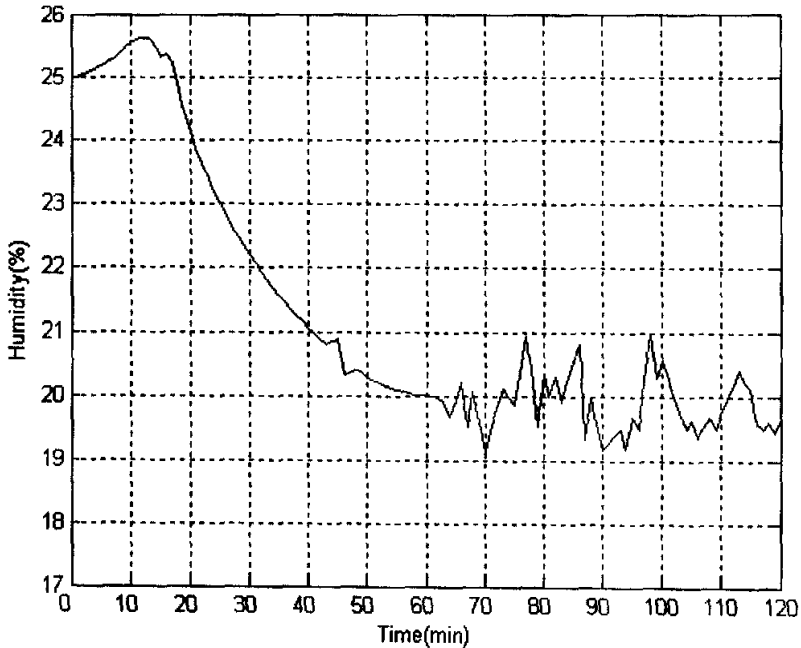


图 5-15 模糊自适应控制系统湿度输出  
Fig.5-15 Humidity output of fuzzy adaptive control system

为了进行三种温湿度控制方法的比较,仿真时间均设为 120min。从仿真结果来看, PID 控制的上升时间在 90min 左右,而模糊控制为 80 min 左右;二者的调节时间都接近 120min,温度控制精度在 $\pm 3^{\circ}\text{C}$ ,湿度控制精度在 $\pm 2\%$ 的范围内;模糊自适应控制的调节时间在 90min 左右,温度控制精度在 $\pm 1^{\circ}\text{C}$ ,湿度控制精度在 $\pm 1\%$ 之间。总体比较而言,模糊控制和模糊自适应控制的效果都要好于 PID 控制。在一定范围内,模糊控制和 PID 控制的效果差异不是非常显著,都存在较大的稳态误差和较长的调节时间。相对而言,模糊自适应控制通过过程内调整量化因子,提高控制精度,减小调节时间,改善了系统性能,从而比较好地解决了木材干燥控制过程中温湿度的相互耦合影响。

## 5.5 木材干燥智能控制实验研究

针对木材干燥的实际特点,在前述研究的基础上,本课题自行研制了 MCGZ1.0 型实验干燥窑(如图 4-10 所示),并进行了模糊自适应控制方法的实际运行验证。该干燥窑系统由管理机、开关控制柜、控制器、检测系统及相应的软件构成,如图 5-16 所示:

### (1) 管理机及其软件

管理程序是在 WINDOWS 运行环境下用 VB 程序开发的。在线监测整个干燥控制系统的运行,以文字和图形方式(包括图 5-17 所示的当前数据窗口、图 5-18 所示的历史数据窗口、图 5-19 所示的曲线显示窗口等)。动态显示干燥窑的运行参数,保存历史数据,查询、打印各种参数;动态输入、修改、保存材种补偿参数;在线创建、修改、保存原始

干燥基准；对干燥窑的执行机构和检测系统进行测试；具有故障提示和报警功能。

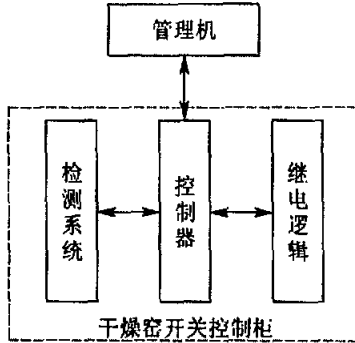


图5-16 系统总体结构图  
Fig.5-16 System whole structure

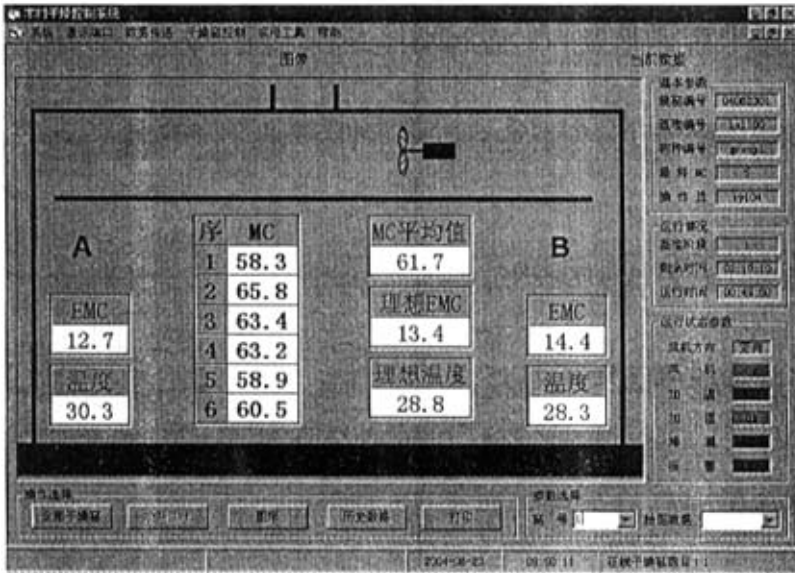


图 5-17 当前数据显示窗口  
Fig.5-17 Show window of current data

### (2) 控制器

接收、保存来自管理机的干燥基准；通过 RS485 串行总线，轮询、接收、保存来自检测系统的干燥窑参数，并上传至管理机；根据干燥基准规定的干燥曲线，按照模糊自适应的控制规则，执行相应控制操作，以控制加热阀、喷湿阀、排潮阀、风机的运转，达到控制温度、湿度的目的，进而实现对木材含水率的自动控制。

### (3) 开关控制柜

具有手动控制和自动控制两种运行方式。在手动方式下，通过开关柜面板上的手动控制按钮和输出指示灯来实现控制指令手动输入和输出状态指示；在自动控制方式下，由控制器自动对输出接触器进行控制和显示相应的状态。

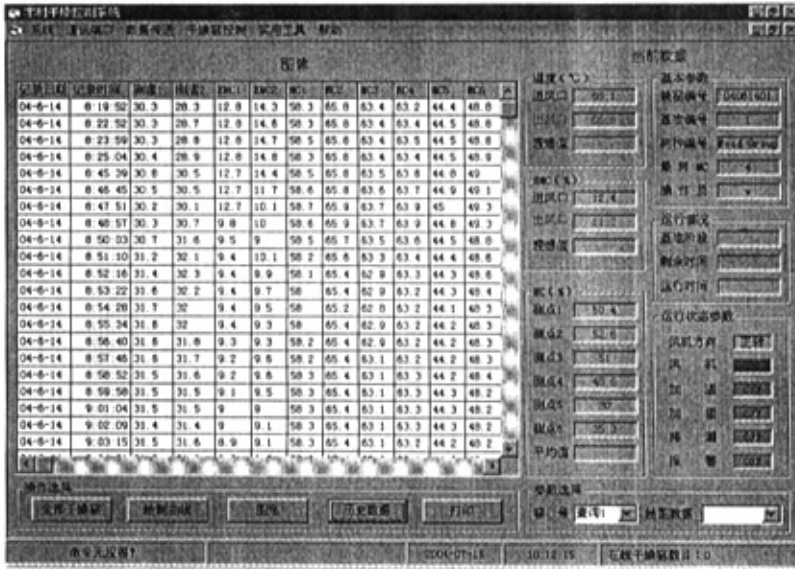


图 5-18 历史数据显示窗口  
Fig.5-18 Show window of historical data

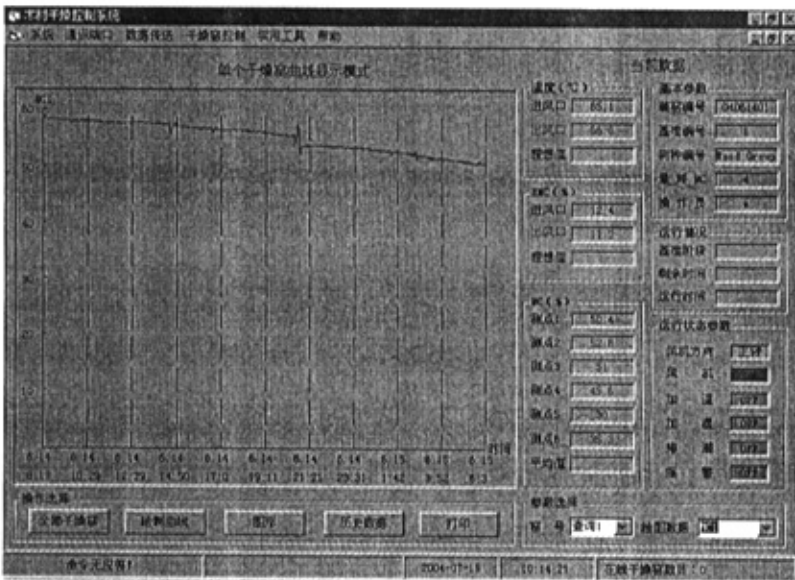


图 5-19 数据曲线显示窗口  
Fig.5-19 Show window of data curve

#### (4) 检测系统

以 AT89C55 为核心, 采用双 CPU 结构。测量 CPU 对干燥窑的 6 点木材含水率、2 点湿度、2 点温度进行实时检测。辅助 CPU 完成测量参数和设置参数的显示、存储、输入; 通过光电隔离 RS485 串行总线与控制器交换数据、接收控制器指令。

### 5.5.1 模糊自适应控制器硬件设计

控制器硬件系统包括单片机、控制逻辑、键盘显示、实时时钟、数据存储器、并行口、串行口、继电器输出、光电隔离、硬件看门狗等电路，使用三组独立电源供电，控制器结构图如图 5-20 所示，控制器原理图如图 5-21 所示。

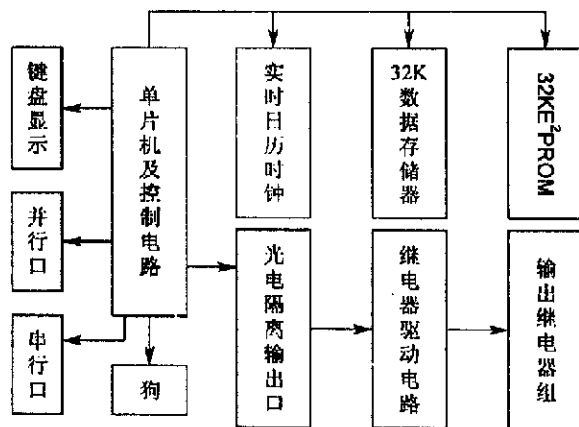


图 5-20 控制器结构框图  
Fig.5-20 Block diagram of controller

控制器通过串行口接收来自管理机的指令，下载干燥基准并保存；同时向管理机上传干燥数据，依据管理机的指令执行相应的操作。通过并行口接收来自检测系统的现场参数数据，进行温度、湿度及含水率显示数据的更新，并按照干燥基准的要求，以模糊自适应的方法对干燥过程实施自动控制。

### 5.5.2 模糊自适应控制器软件设计

基于前述的仿真研究，将模糊自适应控制器嵌入实验干燥窑控制系统中进行实验验证。控制器的软件设计采用模块化的思想，其程序模块主要包括：通讯子程序、控制子程序、显示子程序等。其中，主程序流程如图 5-22 所示，模糊自适应控制子程序流程如图 5-23 所示。

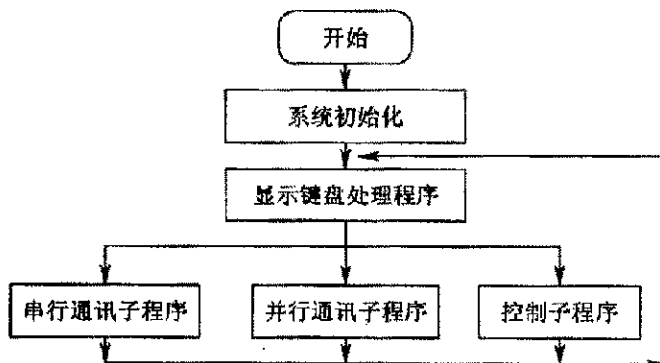


图 5-22 控制器主程序流程图  
Fig.5-22 Flow chart of main program of controller



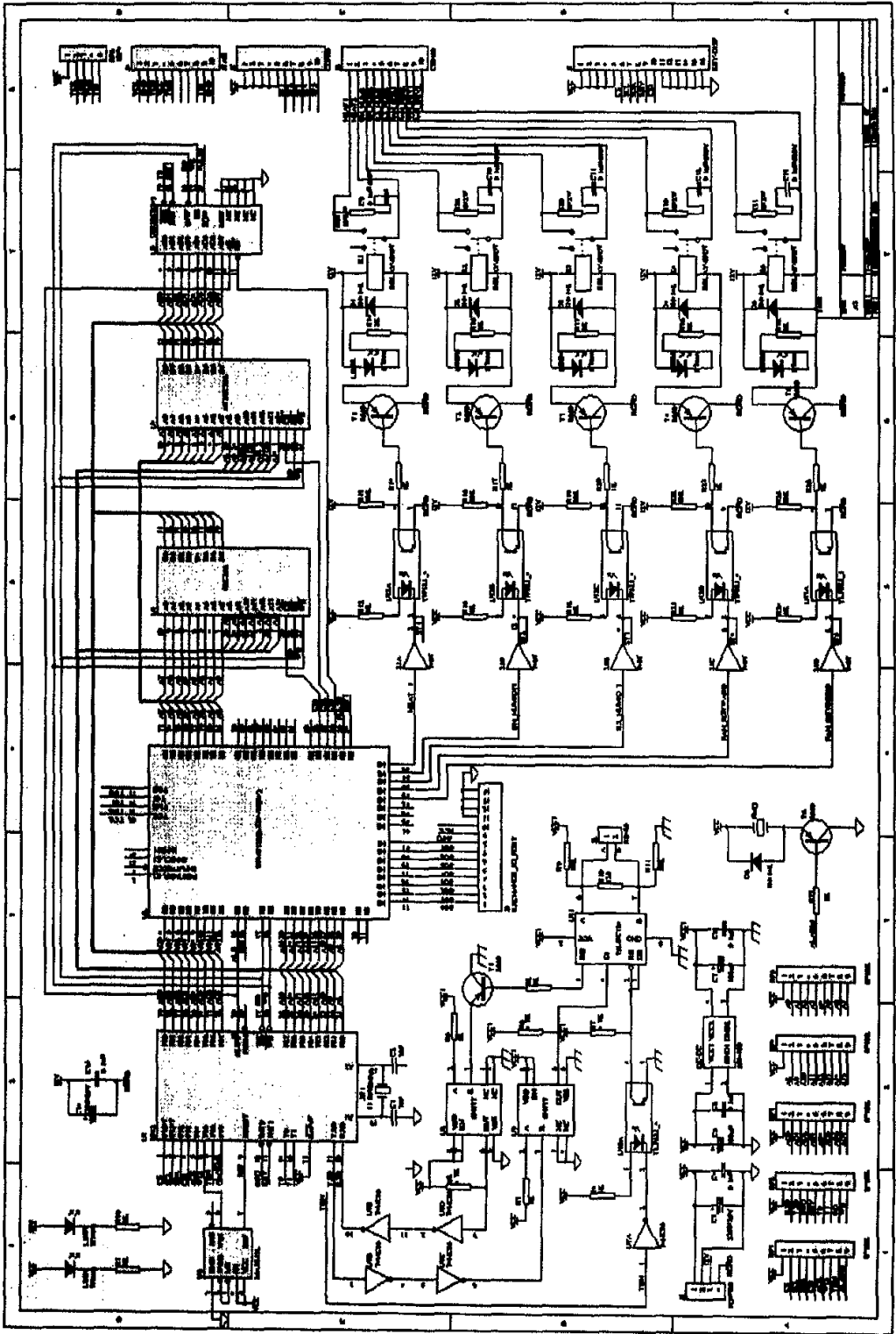


图 5-21 控制器原理图

Fig.5-21 Principle diagram of controller

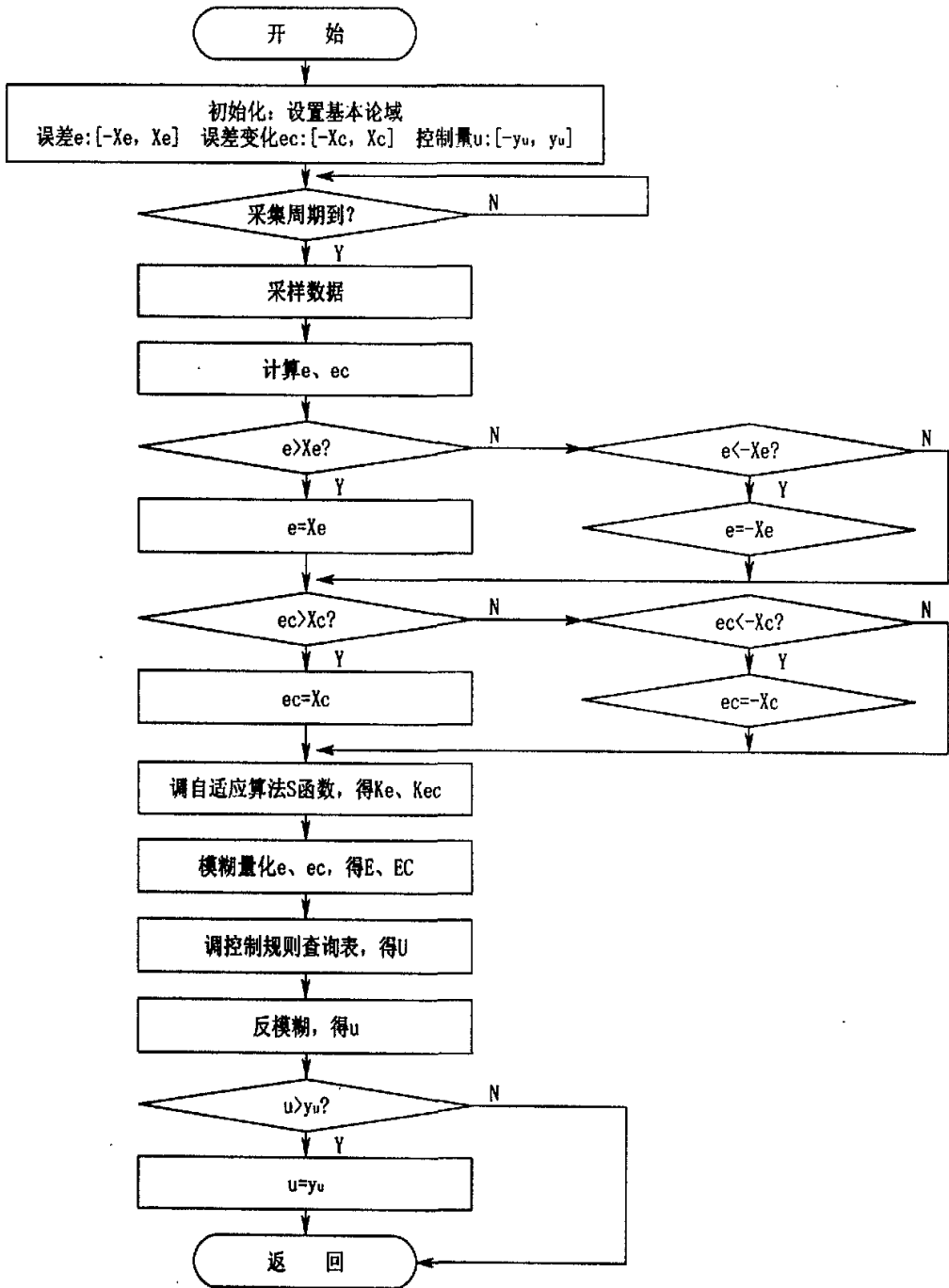


图 5-23 模糊自适应控制流程  
Fig.5-23 Diagram of fuzzy adaptive control

### 5.5.3 模糊自适应控制实验结果

木材干燥过程主要控制窑内温度和湿度来实现木材含水率的变化，因而系统的实际运行效果可以通过温湿度实际控制曲线反映。实验干燥窑的木材干燥模糊自适应控制结果如图 5-24、5-25 所示。

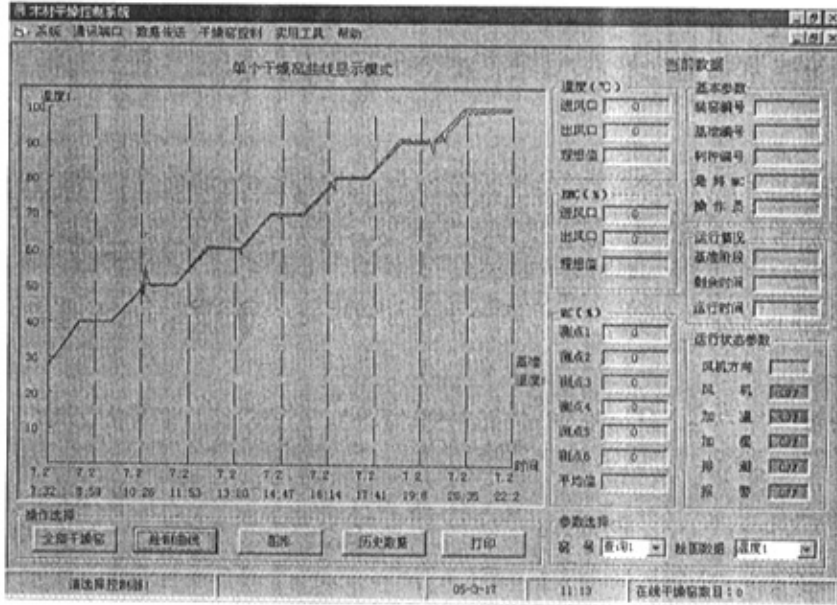


图 5-24 温度曲线显示窗口  
Fig.5-24 Show window of temperature curve

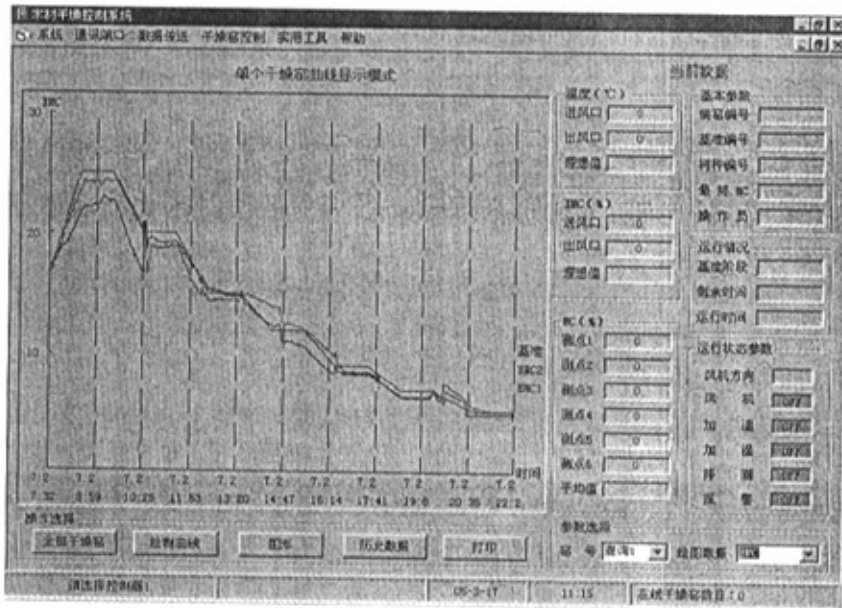


图 5-25 湿度曲线显示窗口  
Fig.5-25 Show window of humidity curve

实际控制结果显示,木材干燥的模糊自适应控制方法是可行的,较好地解决了木材干燥控制过程中温湿度度的相互耦合作用,控制效果良好,系统性能可以达到要求,即温度控制精度达到 $\pm 1^{\circ}\text{C}$ ,湿度控制精度达到 $\pm 1\%$ 。

## 5.6 本章小结

木材干燥是一个复杂的非线性过程,因而自动控制也就不是一个简单的操作。传统的 PID 控制方法因其不具备充分的灵活性,难以适应过程中的耦合、时变、不确定性因素的影响,使得木材干燥质量的可预测性、可靠性都不高。模糊控制是以模糊集合理论、模糊语言变量及模糊推理为基础的计算机数字控制方法,融合了由操作者的经验得来的控制规则,而非常适合于木材干燥这种大滞后、时变、非线性系统控制。但同时,模糊控制的半定性半定量的特点,使其自适应能力成为其在实际应用中需予以重视的问题,结合自适应的概念实现内部参数的调整可以提高其控制质量。

针对木材干燥过程的实际情况,本文结合模糊控制、自适应控制的特点,基于 MATLAB 的 SIMULINK 仿真环境,分别进行了木材干燥 PID (以温度误差作为温度控制器输入,以加热阀开度作为温度控制器输出;以湿度误差作为湿度控制器输入,以喷湿和排潮阀开度作为湿度控制器输出)、模糊 (以温湿度误差及误差变化作为控制器输入,加热、喷湿和排潮阀开度作为输出)、模糊自适应 (在模糊控制器的基础上加入了量化因子的自调整算法) 控制的仿真与实验研究。从仿真与实际运行结果的分析来看,模糊和模糊自适应的控制方法应用于木材干燥过程控制是可行的,显示了对于 PID 控制的优势,模糊自适应控制方法的应用改善了控制系统性能,更好地满足了干燥控制要求。

## 结论

木材干燥是一滞后、非线性、时变的过程，采用传统的控制方法易导致控制精度差，使得木材干燥质量的可预测性、可靠性和可重复性都不高。在控制精度和性能要求较高的场合，必须考虑控制对象参数乃至结构的变化、非线性的影响、运行环境的改变以及环境干扰等时变的不确定的因素，才能得到满意的控制。要实现这一点，首先要建立能够准确、完整地描述木材干燥规律的控制模型，为干燥的过程控制提供可靠的信息。继而对其控制策略进行研究，选择合适的控制方法，使木材干燥控制系统达到理想的控制效果。

本论文的主要研究成果和创新点概括如下：

1. 本文将神经网络理论引入木材干燥建模研究中。基于神经网络的并行处理、自适应、自学习和很好的容错能力，进行了木材干燥系统辨识，从而获得木材干燥神经网络模型。研究结果显示，神经网络非常适合于木材干燥这样的多输入/多输出、强耦合、复杂的非线性系统辨识，并具有很好的外推能力；

2. 根据木材干燥的过程特性，提出以干燥窑的加热阀开度、喷湿阀开度、排潮阀开度三个控制信号作为输入量，以窑内温度、湿度两个量作为输出量，建立木材干燥过程时延神经网络和动态递归神经网络控制模型，并进行了实验验证。结果显示模型可以很好地反映干燥过程的动态特性。对于木材干燥这样一个滞后、时变的非线性系统而言，时延神经网络辨识要优于动态递归神经网络；

3. 本文提出依据干燥过程实时采集的窑内温度、湿度及木材含水率实验数据，基于时延神经网络和动态递归神经网络，建立干燥基准模型，预测干燥过程的含水率变化特性；同时，基于时延神经网络建立了含水率基准的逆向模型，根据木材含水率给出当前的干燥窑内温度和湿度，可将阶段性干燥优化为连续干燥，为木材干燥理论研究的深入和控制方法的提高提供了有利的依据；

4. 结合模糊控制和自适应控制的特点，在木材干燥过程辨识模型的基础上，针对木材干燥过程复杂、强耦合、非线性的特点，提出了因子自调整的模糊自适应控制方法。设计了控制器，并进行了 PID 控制、模糊控制和模糊自适应控制仿真与实验研究。从结果分析来看，模糊自适应控制方法可以很好地解决木材干燥过程的复杂特性带来的控制难题，控制效果好于传统的 PID 控制，用于实际木材干燥控制是可行的、有效的。

本文的研究展望：

1. 本论文进行了木材干燥神经网络建模的理论研究，并在此基础上进行了控制器的设计与仿真。如何将建立的模型用于实际干燥过程，参与实时控制，将是木材干燥建模与控制深入研究的问题。

2. 将神经网络和模糊控制各自的特点和优势相结合，利用神经网络进行干燥过程在线辨识，并实现模糊规则的神经网络在线调整修正，进一步提高木材干燥的控制性能和干燥结果的可预测性，是本课题下一步研究的主要内容之一。

## 参考文献

- [1] 郝华涛. 木材干燥技术. 北京: 高等教育出版社, 2002:1~3 19~47 104~140
- [2] 杜欣, 赵文华, 魏俊义等. 我国木材干燥技术与发展探讨. 林业机械与木工设备, 1998,26(10):7~10
- [3] 张壁光. 我国木材干燥技术现状与国内外发展趋势. 北京林业大学学报, 2002, 24(5/6):262~266
- [4] 李坚. 木材科学. 哈尔滨: 东北林业大学出版社, 1994:146~177
- [5] 黄月瑞, 严华洪. 木材干燥技术问答, 第一版. 北京: 中国林业出版社, 1985: 10~60 90~120
- [6] 朱政贤. 木材干燥. 北京: 中国林业出版社, 1981:148~254
- [7] 严平, 钱尚源. 木材干燥机理和应用的研究. 林业机械与木工设备, 2002,30(6):7~9
- [8] 顾炼百. 锯材干燥基准的分析和选用(木材干燥第2讲). 林产工业, 2002, 29(3): 48~50
- [9] 胡慕伊. 木材干燥基准数学模型的研究与应用. 林产工业, 1997,24(6):4~6
- [10] 赵寿岳. 木材干燥的自动控制. 林业科技开发,1997(4):26~27
- [11] 南京林产工业学院主编. 木材干燥. 北京: 中国林业出版社, 1981:164~174
- [12] 邵千钧, 徐群芳, 王伟龙. 木材干燥过程控制策略与方法的研究. 浙江林学院学报, 2003,20(3):307~310
- [13] 张钟光. 木材干燥设备的控制工程基础. 木材工业, 2003, 17(3):19~22
- [14] 张壁光, 常建民. 21世纪我国木材干燥技术发展趋势的探讨. 林业科技开发, 2000,14(1):4~6
- [15] 滕通濂. 我国木材干燥工业展望. 林业科技开发,1998,25(6):6~8
- [16] 张壁光. 我国木材干燥技术的创新途径与发展前景. 中国林业, 2001 (3):14~16
- [17] 常建民. 木材对流干燥过程热质传递规律及其湿迁移特性. 东北林业大学博士学位论文. 1994:1~11
- [18] Mounji H, M.EL Kouali. Modeling of the drying process of wood in 3-Dimensions. Drying Technology,1991,9(5):1259~1314
- [19] Siau J. F. Nonisothermal diffusion model based on irreversible thermodynamics. Wood Science Technology,1992,26(5):325~328
- [20] Collignan A, Nadeau J.P, et al. Description and analysis of timber drying kinetics. Drying Technology. 1993,11(3): 489~506
- [21] Cloutier A, Fortin Y, et al. A wood drying finite element model based on the water potential concept. Drying Technology, 1992,10(5):1151~1181
- [22] Cloutier A, Fortin Y. A model of moisture movement in wood based on water potential and the determination of the effective water conductivity. Wood Science Technology, 1993,27(2):95~114
- [23] Dongshan Zhang, A.S. Mujumdar. Deformation and stress analysis of porous capillarity

- bodies during intermittent volumetric thermal drying. *Drying Technology*, 1992, 10(2): 421~443
- [24] Tarasiewicz S, Leger F. Industrial lumber drying and its internal model conception for control system design. *Proceedings of 5th International IUFRO Wood Drying Conference, Quebec City, Canada, 1996:213~220*
- [25] P. Perre, I. W. Turner. The use of numerical simulation as a cognitive tool for studying the microwave drying of softwood in an over-sized waveguide. *Wood Science Technology*, 1999, 33(6):445~464
- [26] P. Wiberg, T. J. Moren. Moisture flux determination in wood during drying above fibre saturation point using CT-scanning and digital image processing. *Holz als Roh-und Werkstoff*, 1999, 57(2): 137~144
- [27] Zhao H, Turner IW. The use of a coupled computational model for studying the microwave heating of wood. *Applied Mathematical Modeling*, 2000, 24(3):183~197
- [28] Jarl-Gunnar Salin. Analysis and optimization of the conditioning phase in timber drying. *Drying Technology*, 2001, 19(8):1711~1724
- [29] Aleksandar Dj. Dedic, Arun S. Mujumdar, Dimitrije K. Voronjec. A three dimensional model for heat and mass transfer in convective wood drying. *Drying Technology*, 2003, 21(1): 1~15
- [30] H.S.F. Awadalla, A.F. El-Dib, M.A. Mohamad et al. Mathematical modeling and experimental verification of wood drying process. *Energy Conversion & Management*, 2004, 45(2):197~207
- [31] 张建华, 常建民等. 木材对流干燥质量传递经验模型. *东北林业大学学报*, 1994, 22(3):101~104
- [32] 常建民. 木材对流干燥热质传递模型的研究. *林产工业*, 1996, 23(1):15~17
- [33] 杨庆贤. 木材干燥过程中热质迁移交互作用的研究. *福建林学院学报*. 1999, 19(2):101~104
- [34] 伊松林, 张璧光, 常建民. 木材真空浮压干燥过程热质传递的数学模型. *北京林业大学学报*, 2003, 25(2):68~71
- [35] Basset K H. Sticker thickness and air velocity. *Proceedings of the Western Dry Kiln Clubs 25th Annual Meeting, Portland, Oregon, 1994:219~225*
- [36] Pang S. Development and validation of a kiln-wide model for drying of softwood lumber. *Proceedings of 5th International IUFRO Wood Drying Conference, Quebec City, Canada, 1996:103~110*
- [37] Hua L, Bibeau E, P F Gartshore et al. Modeling of airflow in wood kilns. *Portland Wood Show, Portland, Oregon, 1998:121~127*
- [38] Z.F.Sun, C.G.Carrington. Dynamic modeling of a dehumidifier wood drying kiln. *Drying Technology*, 1999, 17(4&5):711~729
- [39] Sun ZF, Bannister P, Carrington CG. Dynamic modeling of the wood stack in a wood drying kiln. *Chemical Engineering Research & Design*, 2000, 78(A1):107~117

- [40] Sun, ZF, Carrington, CG; Anderson, JA; Sun, Q. Air flow patterns in dehumidifier wood drying kilns. Transactions of the Institution of Chemical Engineers. Part A, Chemical Engineering Research & Design, 2004, 82(A10): 1344~1352
- [41] <http://www.psl.bc.ca/equipment/woodkiln/index.html>
- [42] Ugolev B N, Skuratov N V. Application of computer method to lumber drying schedule development and prong test analysis. Proceedings of 3th International IUFRO Wood Drying Conference, Vienna, Austria, 1992:64~68
- [43] Antti Hukka. A mathematical model for simulation of softwood drying in temperatures above boiling point of water with special attention to the boundary conditions. Drying Technology, 1996, 14(7&8): 1719~1732
- [44] S Ormarsson, O Dahlblom, H Petersson. A numerical study of the shape stability of sawn timber subjected to moisture variation. Part I: Theory. Wood Science and Technology, 1998, 32(5):325~334
- [45] Antti Hukka. Deformation properties of Finnish spruce and pine wood in tangential and radial directions in association to high temperature drying. Part II. Experimental results under constant conditions(viscoelastic creep). Holz als Roh-und Werkstoff, 1999, 57: 365~372
- [46] Antti Hukka. Deformation properties of Finnish spruce and pine wood in tangential and radial directions in association to high temperature drying. Part III. Experimental results under drying conditions (mechano-sorptive creep). Holz als Roh-und Werkstoff, 2000, 58: 63~71
- [47] Helge Didriksen, Jan Sandvig Nielsen. A simulation tool for the wood drying process. 12th European Symposium on Computer Aided Process Engineering - 12(ESCAPE-12) and 35th European Symposium of the Working Party on Computer Aided Process Engineering, The Hague, the Netherland, May 26-29, 2002: 469~474
- [48] S Svensson, A Martensson. Simulation of drying stresses in wood. Part II. Convective air drying of sawn timber. Holz als Roh-und Werkstoff, 2002, 60: 72~80
- [49] 刘应安. 木材干燥应力数学模型. 东北林业大学学报, 1998, 26(5):57~59
- [50] Little R, Moshler W. An automated weight-based system for kiln control. Proceedings of 5th International IUFRO Wood Drying Conference, Quebec City, Canada, 1996:261~268
- [51] Tarasiewicz S, Leger F. Modeling simulation and control of the wood drying process. Part 1. A set of PDE's as an internal model. Drying Technology, 1998, 16(6): 1075~1084
- [52] Tarasiewicz S, Kucukada K, Point N. Modeling simulation and control of the wood drying process. Part 3. Programming and computer solutions. Drying Technology, 1998, 16(6): 1101~1118
- [53] Tarasiewicz S, Ding F, Kudra T, et al. Fast and slow generation of a multilevel control for the wood drying process. Drying Technology, 2000, 18(8): 1709~1735
- [54] Givon Yan, Clarence W. De Siliva, Xiaochun G. Wang. Modeling and adaptive control of a kiln dryer for wood. IASTED International Conference on Control and Applications,



- Banff, Canada, July 25-29, 1999:144~149
- [55] Givon C. K. Yan, Clarence W. de Silva, George X. Wang. Simulations and experiments on intelligent control of a wood drying kiln. The 9th IFAC Symposium on Artificial Intelligence in Real-Time Control (AIRTC-2000), Budapest, Hungary, October 2-4, 2000: 71~75
- [56] Xiaochun George Wang, Lizhu Gu, Colin Sun. Intelligent sliding mode control of a lumber drying kiln. IASTED International Conference Robotics & Manufacturing, Cancun, Mexico, May 21-24, 2001:142~147
- [57] Xiaochun George Wang, Wei Liu, Lizhu Gu et al. Development of an intelligent control system for wood drying processes. 2001 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics(AIM2001), Teatro Sociale, Como, Italy, July 8-12, 2001: 371~376
- [58] Poi Loon Tang, Clarence W. De Silva, Xiaochun George Wang. Monitoring and control of a wood-drying kiln via virtual project stations. 2002 IEEE International Symposium on Intelligent Control (ISIC'02), Vancouver, Canada, 2002: 568~573
- [59] Larsson R, Moren T. Implementation of Adaptive Control Systems in Industrial Dry Kilns. 8th International IUFRO Wood Drying Conference, BRASOV, ROMANIA, August 24-29, 2003:397~400
- [60] H A Khater, N H Helwa, M M Enayet et al. Optimization of Solar Kiln for drying wood. *Drying Technology*, 2004, 22(4): 677~701
- [61] B Kada, S Tarasiewicz. Analysis and identification of distributed parameter model for wood drying systems. *Drying Technology*, 2004, 22(5): 933~946
- [62] 张忠义, 陈贻范. 控制系统解耦设计的一个实例. *计算技术与自动化*, 1996, 15(3): 60~62
- [63] 左建华. 干燥窑温度模糊控制策略. *木材加工机械*, 1999(3):15~17
- [64] 王金刚, 王海英, 鲁世昌. 木材干燥窑的建模与参数辨识. *哈尔滨理工大学学报*, 2002, 7(1):7~10
- [65] 孙丽萍, 陈松实. 基于遗传算法的木材干燥窑 PID 控制系统. *东北林业大学学报*, 2003, 31(6):20~22
- [66] P Carlsson, J Arfvidsson. Optimized wood drying. *Drying Technology*, 2000, 18(8): 1779~1796
- [67] Peter Carlsson, Mats Tinnsten. Optimization of drying schedules adapted for a mixture of boards with distribution of sapwood and heartwood. *Drying Technology*, 2002, 20(2): 403~418
- [68] K Cronin, P Baucour, K Abodayeh et al. Probabilistic analysis of timber drying schedules. *Drying Technology*, 2003, 21(8):1433~1456
- [69] Y Fortin, M Defo, M Nabhani et al. A Simulation tool for the optimization of lumber drying schedules. *Drying Technology*, 2004, 22(5): 963~983
- [70] 胡慕伊. 木材干燥基准数学模型的研究与应用. *林产工业*, 1997, 24(6):4~6
- [71] Jinescu G, Lavric V. The artificial neural networks and the drying process modeling.

- Drying Technology, 1995,13(5-7):1579~1586
- [72] Balasubramanian A, Panda R C, Rao V S R. Modeling of a fluidized bed dryer using artificial neural network. Drying Technology, 1996, 14(7-8):1881~1889
- [73] Kaminski W, Stawczyk J, Tomczak E. Presentation of drying kinetics in a fluidized bed by means of radial functions. Drying'96, 137~144
- [74] Farkas I, Remenyi P, Biro A. Modeling aspects of grain drying with a neural network. Computer Electronics in Agriculture, 2000(29):99~113
- [75] Md Raisul Islam, S S Sablani, A S Mujumdar. An artificial neural network model for prediction of drying rates. Drying Technology, 2003, 21(9): 1867~1884
- [76] 方建军, 曹崇文. 利用人工神经网络建立谷物干燥模型. 中国农业大学学报, 1997, 2(6):35~38
- [77] 郑文利等. 基于神经网络的真空冷冻干燥过程建模研究. 真空, 1998(4):8~11
- [78] 吴涛, 刘登瀛, 许晓鸣等. 利用神经网络外推预测干燥过程降水率. 上海交通大学学报, 1999,3(5):597~599
- [79] Arun S. Mujumdar, Siau Kiang Chou. Current trends and R&D needs in drying.1st Nordic Drying Conference-NDC'01, Trondheim, Norway, June 27-29,2001
- [80] 张壁光. 从国际干燥动态看我国木材干燥技术发展趋势. 林产工业, 2000, 27(3):6~10
- [81] 方崇智, 萧德云. 过程辨识. 北京: 清华大学出版社, 2002:1~21
- [82] 徐丽娜. 神经网络控制, 第一版. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1998:1~65
- [83] 冯培梯. 系统辨识, 第一版. 杭州: 浙江大学出版社, 1999:2~30
- [84] 李世勇. 模糊控制·神经控制和智能控制论, 第二版. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1998:25~110 254~378
- [85] 何玉彬, 李新忠. 神经网络控制技术及其应用. 科学出版社, 2000:1~57
- [86] 韦巍. 智能控制技术, 第一版. 北京: 机械工业出版社, 2001:8~100
- [87] 闻新, 周露等. MATLAB 模糊逻辑工具箱的分析与应用. 北京: 科学出版社, 2001:46~62
- [88] 孙增圻等. 智能控制理论与技术. 北京: 清华大学出版社, 1997:16~227
- [89] M Kaiser. Time-Delay neural networks for control. IFAC Symposium on Robot Control, Capri, Italy, September 1994, 2:19~21
- [90] Coryn A L Bailer-jones, David J C Mackay. A recurrent network for modeling dynamical system. Network: Computer in Neural Systems, 1998(9):531~547
- [91] Kumpati S. Narendra, Kannan Parthasarathy. Identification and control of dynamical systems using neural networks. IEEE Transactions on Neural Networks. 1990,1(1):4~27
- [92] 张化光, 何希勤等. 模糊自适应控制理论及其应用. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2003:1~17
- [93] 陶永华. 新型 PID 控制及其应用, 第二版. 北京: 机械工业出版社, 2003:1~20
- [94] 易继锴, 侯媛彬. 智能控制技术. 北京: 北京工业大学出版社, 2001:117~217
- [95] 廉小亲. 模糊控制技术. 北京: 中国电力出版社, 2003:1~9 32~103

- [96] 冯冬青, 谢宋和等. 模糊智能控制. 北京: 化学工业出版社, 2000:33~93
- [97] 张吉礼. 模糊—神经网络控制原理与工程应用. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004:1~23 61~93
- [98] 汪培庄, 李洪兴. 模糊系统理论与模糊计算机. 北京: 科学出版社, 1996:1~50
- [99] 韩峻峰, 李玉惠等. 模糊控制技术. 重庆: 重庆大学出版社, 2003:29~65
- [100] 王立新著, 王迎军译. 模糊系统与模糊控制教程. 北京: 清华大学出版社, 2003:166~172 233~252
- [101] 张国良, 曾静等. 模糊控制及其 MATLAB 应用. 西安: 西安交通大学出版社, 2002:1~79
- [102] Chou C H, H C Lu. A heuristic self-tuning fuzzy controller. *Fuzzy Sets and System*, 1994(61):249~264
- [103] 张建民, 王涛等. 智能控制原理及应用. 北京: 冶金工业出版社, 2003:32~81

## 攻读学位期间参加的科研工作、发表的学术论文及著作

### 科研工作:

- [1] 张冬妍 (第 3 参加人). 木材干燥过程计算机仿真及模糊智能控制系统的研究. 教育部科学技术研究重点项目. 项目编号: 01066. 2001 年~2003 年
- [2] 张冬妍 (第 5 参加人). 基于人工神经元板式家具组合优化下料理论的研究. 黑龙江省自然科学基金项目. 2001 年~2002 年
- [3] 张冬妍 (第 8 参加人). 木材干燥模糊自适应控制系统的研制. 哈尔滨市科技攻关资助项目. 项目编号: 0111211102. 2001 年~2003 年
- [4] 张冬妍 (主持人). 基于神经网络的中密度纤维板 (MDF) 调施胶系统建模与仿真研究. 哈尔滨市科学研究基金项目. 项目编号: 2002AFQXJ005. 2003 年~2005 年
- [5] 张冬妍 (主持人). 木材年轮生长过程细胞变化的计算机建模仿真研究. 东北林业大学基金项目. 2004 年~2006 年

### 学术论文:

- [1] Cao Jun, Zhang Dongyan. Variation law of anatomical shape characteristic during wood across-compression based on neural network recognition. ISIST'2002(3):857~861 (2003 年 EI 收录, ISTP 收录)
- [2] Zhang Dongyan, Cao Jun, Liu Yaqiu. Application of single neuron adaptive PID controller during the process of timber drying. Journal of Forestry Research, 2003, 14(3):244~248
- [3] 张冬妍, 胡昆仑, 赵真非. 基于动态递归神经网络的木材干燥模型辨识. 森林工程, 2003, 19(6):10~12
- [4] 曹军, 张冬妍. 形态特征及神经网络在木材横纹压缩中的应用研究. 计算机应用研究, 2004, 21(6):44~46
- [5] 孙丽萍, 赵真非, 张冬妍等. 模糊自适应 PID 控制在木材干燥窑中的应用. 东北林业大学学报, 2005, 33(2):91~92
- [6] Zhang Dongyan et al. Modeling of temperature-humidity for wood drying based on time-delay neural network. Journal of Forestry Research (已投)
- [7] Sun Liping, Zhang Dongyan et al. Study on neural network prediction model of moisture content of wood drying. ICMLC2005 (已投)

### 著作:

- [1] 张冬妍 (编著名次 3). 《控制工程基础》. 东北林业大学出版社, 2002
- [2] 张冬妍 (编著名次 1). 《自动控制理论学习指导》. 东北林业大学出版社, 2003

## 致谢

本课题承蒙教育部科学研究重点项目资助，特致殷切谢意。

衷心感谢导师曹军教授对本人的精心指导。导师严谨求实的治学态度，勤于创新的科研精神，正直坦诚、为人师表的优秀品质，都给予了我深刻的影响，他的言传身教将使我受益终生。感谢导师几年来对我学业和生活的关心和照顾，使我顺利地完成了博士研究生阶段的课题研究。

尤其感谢孙丽萍老师等共同参与课题研究的课题组的同事们。在实验研究期间，承蒙林产工业学院老师的热心指导与帮助，不胜感激。感谢自动化系的所有同事和课题组的同学们对我的热情帮助、理解和支持！

感谢所有帮助过我的人们！