

涤纶片基拉膜生产线横向分布神经网络 自校正预测控制¹⁾

陈增强 袁著祉 刘忠信 李 翔

(南开大学自动化系 天津 300071)

李少远 王群仙

(河北工业大学自动化系 天津 300130)

摘 要 建立了一种新型的神经网络自校正预测控制器,可有效地控制复杂的多变量非线性系统.将这一方法成功地应用于涤纶片基拉膜生产线的横向分布控制中,实际运行结果显示了这种神经网络控制方案的优良性能和实用价值.

关键词 神经网络控制,非线性控制,自校正控制,多变量控制,塑料拉伸过程控制.

NEURAL-NET-BASED SELF-TUNING PREDICTIVE CONTROL FOR CROSS DIRECTION DISTRIBUTION OF A POLYESTER FILM AND SHEET SPREAD LINE

CHEN Zeng-Qiang YUAN Zhu-Zhi LIU Zhong-Xin LI Xiang

(Department of Automation, Nankai University, Tianjin 300071)

LI Shao-Yuan WANG Qun-Xian

(Department of Automation, Hebei Industry Technology University, Tianjin 300130)

Abstract We present a new neural-net-based self-tuning control which can effectively control complicated multivariable nonlinear systems. The method has been successfully applied to the cross direction distribution control of a polyester film and sheet spread line. The real running results have shown the good performance and practicability of the neural-net-based adaptive control scheme.

Key words Neural network control, nonlinear control, self-tuning control, multi-variable control, plastic spread process control.

1) 国家“八六三”/CIMS 应用基础研究基金(863-511-945-010)、天津市自然科学基金(983602011)及教育部骨干教师计划资助课题.

收稿日期 1999-04-12 收修改稿日期 1999-10-20

1 引言

本文的研究对象是一个感光材料公司的一条涤纶片基与薄膜双向拉伸生产线,它以涤纶聚脂为原料.该生产线全长达 150 米左右且年设计生产能力为 5 000 吨.所生产出来的片基能被加工成医学胶片及航天胶片等,薄膜可加工成印刷制版胶片等,市场前景很好.但由于这条线没有配备厚度自控系统,一些技术指标如厚度公差、平整度及成膜率等较差,不能长时间稳定地运行,因此需要研制厚度控制系统.最近十年中,神经网络与控制论的结合日益密切^[1],前馈网络在非线性系统的建模、辨识与控制中发挥着巨大作用^[2,3].本文报告我们设计的一种新型神经网络自校正预测控制器及其在塑料拉伸过程中的多变量非线性系统中的成功应用.

2 涤纶片基和薄膜拉伸生产线过程及其控制

2.1 生产线的工艺流程

涤纶片基和薄膜拉伸生产线的工艺流程如图 1 所示,颗粒状的聚脂原料由加料器加入,经加热变成熔体.熔体由挤出机进入过滤器获得了一定的压力,然后在机头流经由多个热膨胀螺栓控制的唇口,获得一定的剖面形状.从唇口出来后熔体粘绕在铸片辊上并经冷却形成厚膜(厚片).厚膜随铸片辊转动向前传动,通过厚片扫描仪测得其横向剖面上各点的厚度值.然后到达纵拉伸区,经加热变软及纵向拉伸,再进入横拉伸区,又经加热和横向拉伸.上述双向处理使得厚片变成薄片.向前到达薄片扫描仪测量其厚度分布.最后经裁边收卷得到成品膜.这条线上有多个受控过程,其中最为重要的是厚片阶段的横向分布控制.

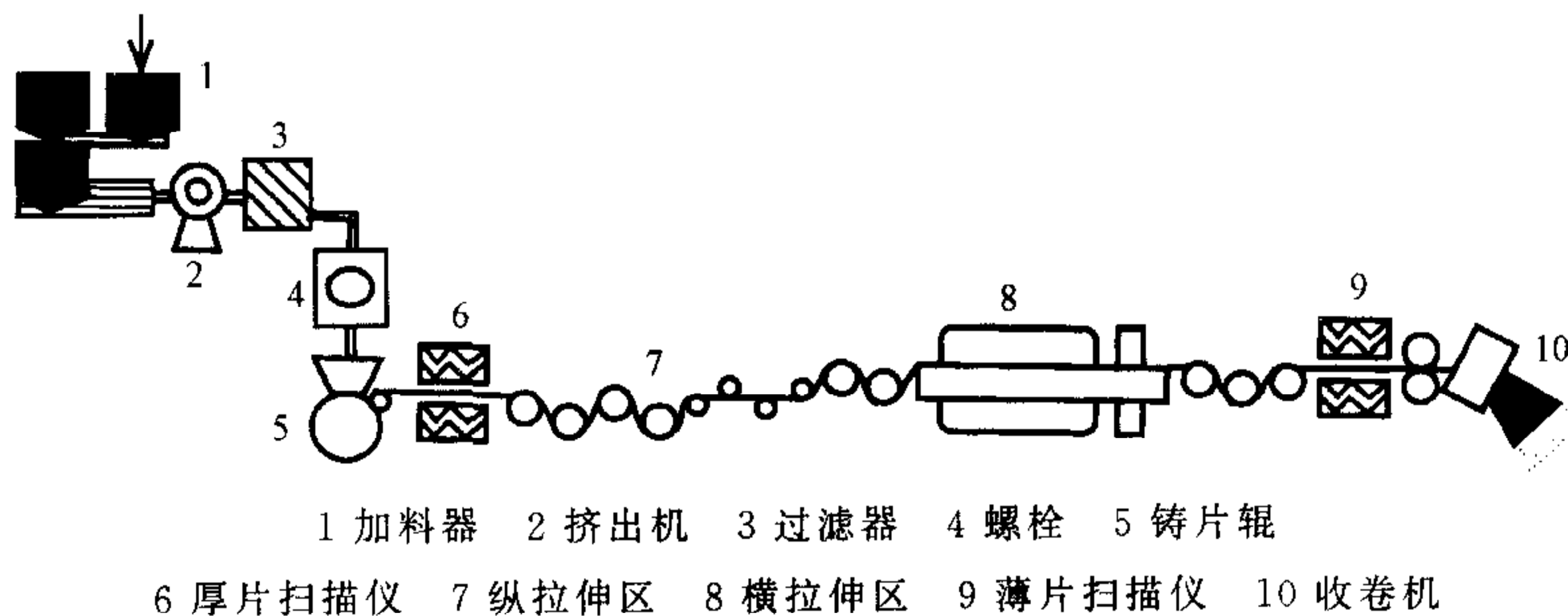


图 1 生产线工艺流程图

2.2 横向分布控制(剖面控制)

双向薄膜剖面控制所基于的思想是最终产品应是平整的.为此,在膜进入横拉伸之前需要获得一个理想的剖面形状,作为目标形状.它上面各点的厚度值构成了一组设定值,而在实际剖面上的各点的厚度值应该尽可能的接近它们.这一目标是通过厚片扫描仪不断测得当前剖面来反馈调整唇口开度以改变熔体的流量分布来实现.执行机构为沿横向均匀分布在唇口上的 33 个热膨胀螺栓.在每一个采样间隔内,控制器给出每一个连接着相应螺栓的加热器的占空度,从而引发螺栓及膜剖面的形变.每个螺栓占空度的变化不仅

使厚度在相应位置变形,而且还可通过熔体的流动改变相邻位置的厚度分布.所以这是一个多变量耦合系统.由于熔体的粘稠流体特性,使得螺栓变化对相应及相邻位置的厚度影响呈严重的非线性关系.此外,压力、流量及车速等的变化也使得其动态关系呈现出较大的时变性.因此,采用多变量的非线性自校正控制器能够取得好的控制效果.

3 基于神经网络的自校正预测控制器

3.1 神经网络模型

自校正控制器通常包含辨识器与控制器.首先假设系统基于某个数学模型,然后由辨识器去估计模型参数,同时基于被估计的模型由控制器计算当前的控制动作.在每个采样间隔内,辨识与控制各完成一次.要控制复杂的非线性系统,应采用非线性结构的模型去逼近实际系统.通常被采用的网络结构是多层前馈网络(MFNN).神经网络辨识器(NNI)用于网络权值的在线学习.基于学习着的网络模型构造出某种控制律.本文设计的方法是用如下的多层前馈网络

$$\hat{y}(t) = F_{NN}(y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u), v(t-1), \dots, v(t-n_v), w(t)) \tag{1}$$

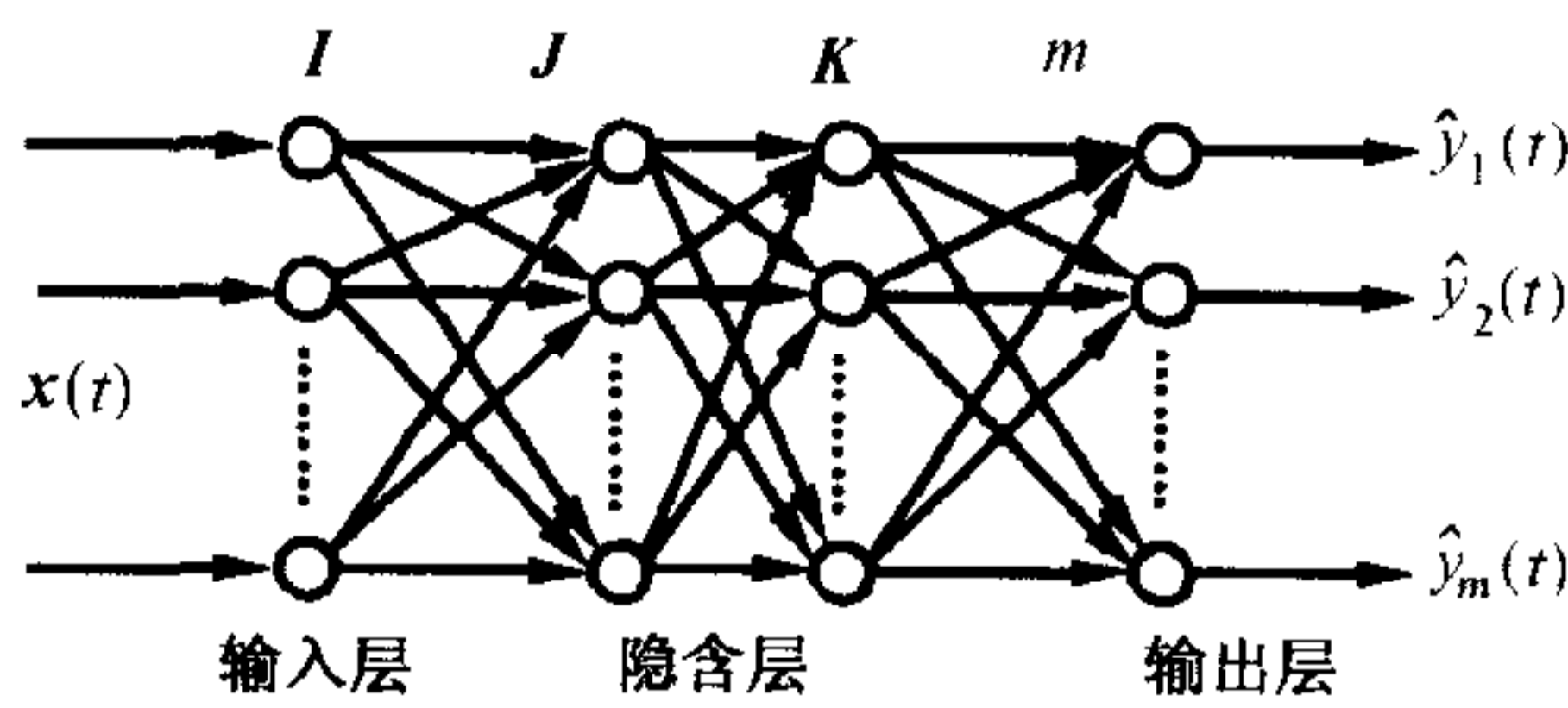


图 2 四层前馈神经网络结构图

表示非线性过程.上式中 $y = [y_1, \dots, y_m]^T$, $u = [u_1, \dots, u_n]^T$, $v = [v_1, \dots, v_p]^T$ 分别表示系统的 m 维输出、 n 维输入和 p 维前馈量; n_y, n_u, n_v 是相应的回归阶次; $w(t)$ 是由网络全体权值构成的向量; $\hat{y}(t)$ 是网络输出值; F_{NN} 是一个 4 层前馈网络,其结构如图 2 所示.网络包括一个输入层、两个隐含层 (h_1, h_2) 和一个输出层,其节点

个数分别为 I, J, K, m , 用 i, j, k, l 标记对应层的序号,其中, $I = m \cdot n_y + n \cdot n_u + p \cdot n_v$, 输入向量为 $x(t) = [y^T(t-1), \dots, y^T(t-n_y), u^T(t-1), \dots, u^T(t-n_u), v^T(t-1), \dots, v^T(t-n_v)]^T$, $\{w_{ij}^{(1)}\}$, $\{w_{jk}^{(2)}\}$ 和 $\{w_{kl}^{(3)}\}$ 分别表示输入层与 h_1, h_1 与 h_2 以及 h_2 与输出层之间的连接权值.依据前馈网络的正向传播,有

$$net_{j1}^{h1} = g\left(\sum_{i=1}^I w_{ij}^{(1)} x_i\right), j = 1, \dots, J, \tag{2}$$

$$net_{k2}^{h2} = g\left(\sum_{j=1}^J w_{jk}^{(2)} net_{j1}^{h1}\right), k = 1, \dots, K, \tag{3}$$

$$\hat{y}_l = \sum_{k=1}^K w_{kl}^{(3)} net_{k2}^{h2}, l = 1, \dots, m, \tag{4}$$

这里 $\{net_{j1}^{h1}\}$ 和 $\{net_{k2}^{h2}\}$ 表示隐含层节点的输出值,隐层转换函数 $g(x) = 1/(1 + e^{-x})$.

3.2 神经网络辨识器(NNI)

NNI 是以系统输入输出的过去数据为训练样本,加到神经网络的输入端,把得到的网络输出 $\hat{y}(t)$ 与对象的实际输出 $y(t)$ 做比较,形成误差 $\phi(t) = \hat{y}(t) - y(t)$,然后通过对神经网络的反向传播得到 $\phi(t)$ 关于 $w(t)$ 的梯度向量,再按照某种规律去修正网络的权值 $w(t)$ 去极小化 $\phi(t)$.

NNI 的训练可采用离线或在线的方式,也可以先离线训练然后再在线学习来微调权值.对于模型未知的实际工业对象来说,由于其实际条件所限,只能采用在线学习的方式,即边学习边控制,因而要求所用的辨识算法具有快速收敛的特性.通常的训练多层前馈神经网络的方法主要是反向传播算法(BP)及其相类似的其它梯度法,参数收敛过慢,因而我们采用了一种改进的非线性最小二乘法.我们所做的大量的仿真比较表明它的收敛速度比BP算法提高一个数量级以上,因此适合于工业过程的实时性要求,而且该算法不会产生参数“爆发”现象.这一算法的描述如下:

$$\boldsymbol{w}(t) = \boldsymbol{w}(t-1) - H(t-1) \nabla \phi^T(t) \phi(t), \quad (5)$$

$$H(t) = (\lambda_l H(t-1)^{-1} + \nabla \phi^T(t) \nabla \phi(t) + \eta_l I)^{-1}, \quad (6)$$

这里 I 是单位阵, $\lambda_l \in (0, 1)$, $\eta_l \in (0, 1)$ 为选定的常数, $\nabla \phi(t)$ 是 $\phi(t)$ 关于权值向量 $\boldsymbol{w}(t)$ 的梯度矩阵,其求取通过(2)~(4)式由反向传播得到.

3.3 一步向前预测控制器

在每一个采样间隔内,运用非线性最小二乘法修正神经网络模型的权值,然后得到系统的一步向前预测

$$\hat{\boldsymbol{y}}(t+1) = F_{NN}(\tilde{\boldsymbol{y}}(t), \tilde{\boldsymbol{u}}(t), \tilde{\boldsymbol{v}}(t), \boldsymbol{w}(t)), \quad (7)$$

这里

$$\tilde{\boldsymbol{y}}(t) = [\boldsymbol{y}^T(t), \dots, \boldsymbol{y}^T(t-n_y+1)]^T, \tilde{\boldsymbol{u}}(t) = [\boldsymbol{u}^T(t), \dots, \boldsymbol{u}^T(t-n_u+1)]^T, \\ \tilde{\boldsymbol{v}}(t) = [\boldsymbol{v}^T(t), \dots, \boldsymbol{v}^T(t-n_v+1)]^T.$$

记

$$\boldsymbol{e}(t) = \hat{\boldsymbol{y}}(t+1) - [\alpha \boldsymbol{y}(t) + (1-\alpha) \boldsymbol{y}_r(t)], \quad (8)$$

其中 $0 \leq \alpha \leq 1$ 是柔化因子, $\boldsymbol{y}_r(t)$ 是输出的当前设定值. 设 $\nabla \boldsymbol{e}(t)$ 是向量 $\boldsymbol{e}(t)$ 关于 $\tilde{\boldsymbol{u}}(t)$ 的梯度向量,而考虑到在 $\tilde{\boldsymbol{u}}(t)$ 中 $\boldsymbol{u}(t)$ 是未知的,于是取

$$\boldsymbol{e}^*(t) = \boldsymbol{e}(t) |_{\tilde{\boldsymbol{u}}(t)=\tilde{\boldsymbol{u}}(t-1)}, \nabla \boldsymbol{e}^*(t) = \nabla \boldsymbol{e}(t) |_{\tilde{\boldsymbol{u}}(t)=\tilde{\boldsymbol{u}}(t-1)}, \quad (9)$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{u}}(t) = [\boldsymbol{u}^T(t-1), \boldsymbol{u}^T(t-1)\boldsymbol{u}^T(t-2), \dots, \boldsymbol{u}^T(t-n_u+1)]^T$. 一步预测控制律是

$$\boldsymbol{u}(t) = \boldsymbol{u}(t-1) - I_1^T P(t-1) \nabla \boldsymbol{e}^*(t) \boldsymbol{e}^*(t), \quad (10)$$

$$P(t) = (\lambda_c P(t-1)^{-1} + \nabla \boldsymbol{e}^*(t) \nabla \boldsymbol{e}^*(t) + \eta_c I)^{-1}, \quad (11)$$

其中 $0 < \lambda_c, \eta_c \leq 1$, $I_1^T = [1, 0, \dots, 0]^T$.

4 神经网络自校正控制器在横向剖面控制中的实现

厚片测厚仪每扫描一次需要15秒,所以取15秒为采样间隔.在每一间隔内测得剖面的99个分布位置的厚度数据,将其每3个取平均,得到33个厚度值作为系统输出(被控量),对应地以33个热膨胀螺栓的占空度作为系统输入(控制量),这是一个高维的多变量系统.如采用一个网络来建模,其规模庞大,将产生严重的维数灾难,且问题搜索空间大,收敛过程慢.因此进行了简化,将其分为11个子系统,每个子系统内含3个厚度值 $\boldsymbol{y} = [y_1, y_2, y_3]^T$ 和

3个占空度 $u = [u_1, u_2, u_3]^T$. 考虑到相邻组对该组的影响, 将相邻的两个厚度值作为前馈输入 $v = [v_1, v_2]^T$. 然后采用上一节的方法进行建模、辨识与控制, 并将控制动作 $u(t)$ 作用到执行机构上去. 占空度初值均取为50%. 经现场调试, 11个网络取相同的参数, 它们是

$$I = 14, \quad J = 7, \quad K = 7, \quad m = 3, \quad \lambda_l = \lambda_c = 0.85,$$

$$\eta_l = \eta_c = 0.001, \quad H(0) = P(0) = I.$$

5 控制系统的硬件及软件环境

这条双向的片基与薄膜生产线的厚度控制系统在一个由三台 IPC486 和一台 IPC586 组成的工业微机系统上实现. 三台 IPC486 是下位机. 第一台负责接收扫描仪测得的射线数, 将其转化为厚度值, 然后再进行滤波及平均等数据处理并传至上位机. 第二台负责生产线上所有速度信号的测量并接收上位机所算的纵向分布回路的铸片机速度的设定值, 然后驱动调速系统达到这一速度. 第三台用于接收上位机计算出来的33个热膨胀螺栓的受热占空度并通过相应的固态继电器的通断使每一螺栓按其占空度受热. 上位机是一台 IPC586, 在上面完成纵向分布和横向分布控制律的计算. 它采用 Unix 操作系统, 易于实现通讯、控制、过程显示及参数整定等多个功能模块的分时调度. 编程语言为 Unix-C, 下位机均采用 MS-DOS 操作系统, 编程语言为 Turbo C. 上下位机按照 TCP/IP 协议实现不同任务之间的实时通讯. 该系统软硬件均经过实际运行的检验并做了多次改进, 已具有很高的可靠性.

6 运行结果

涤纶片基与薄膜拉伸生产线厚度控制系统已被安装在现场做了几次闭环实验, 以检验和改善该系统, 并对控制参数进行了调试整定, 然后投入了运行. 现已生产出了 85μ 、 100μ 等多个厚度的品种, 具有很好的控制精度和稳定性, 保证了生产的需要. 经工厂的生产统计检验表明, 厚片横向剖面的最大公差由原来的 $\pm 10\%$ 降低到 $\pm 4\%$, 薄片最大公差由原来的 $\pm 7\%$ 降低到 $\pm 3\%$, 破膜率降低了70%, 产品的合格率和热收缩性也得到了很大的提高. 该系统能够根据产品、产量及其它工艺条件的变化尽快地进行调整以满足生产要求. 充分显示了神经网络自适应控制器克服系统的时变性、非线性、耦合性等的良好适应能力. 下面的图3~图5显示了生产 85μ 薄片时横向分布控制的闭环过程.

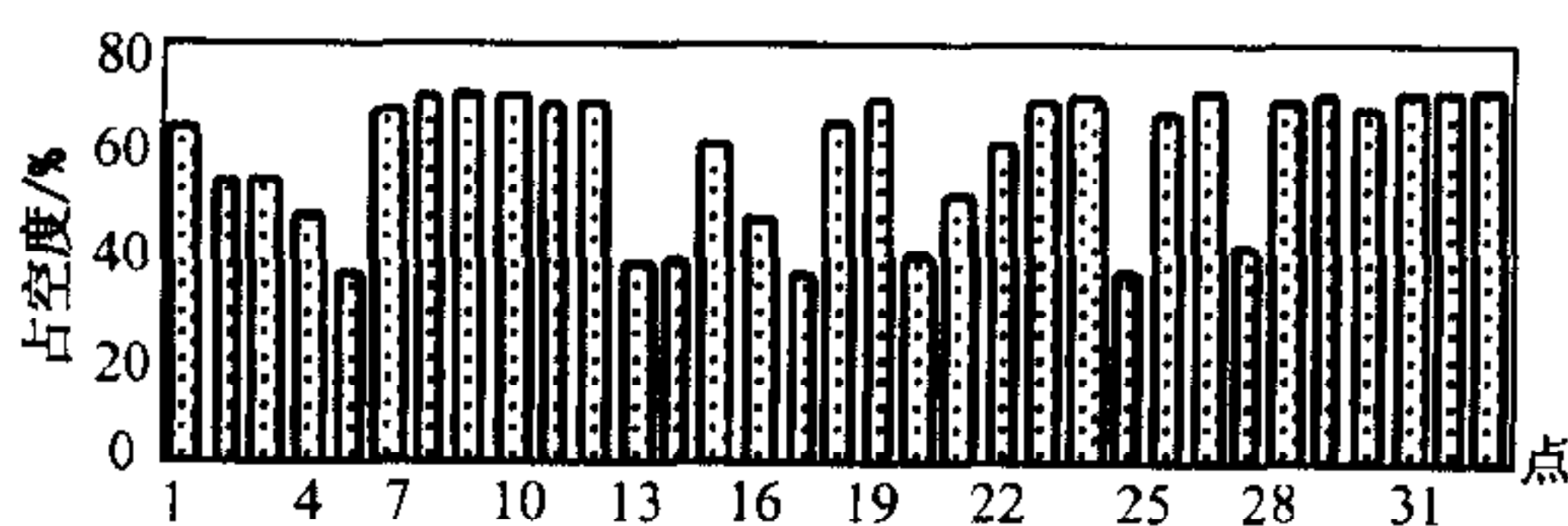


图3 控制信号 (33个热膨胀螺栓加热占空度)

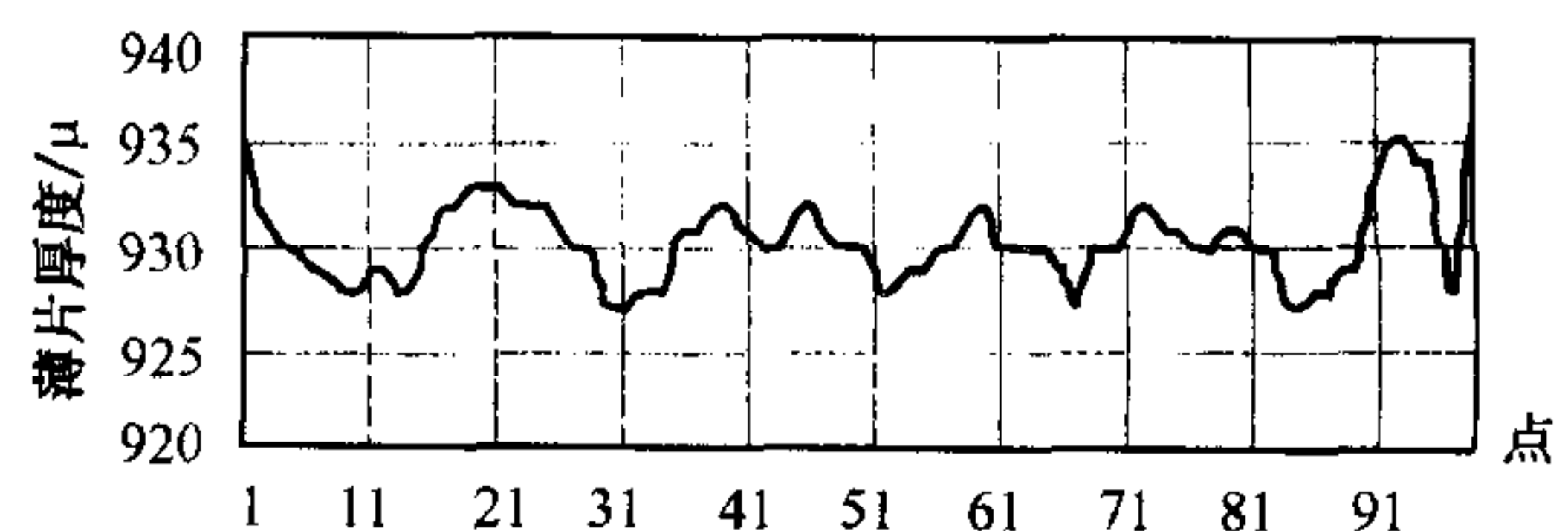


图4 被控信号 (厚片剖面上99个厚度值)

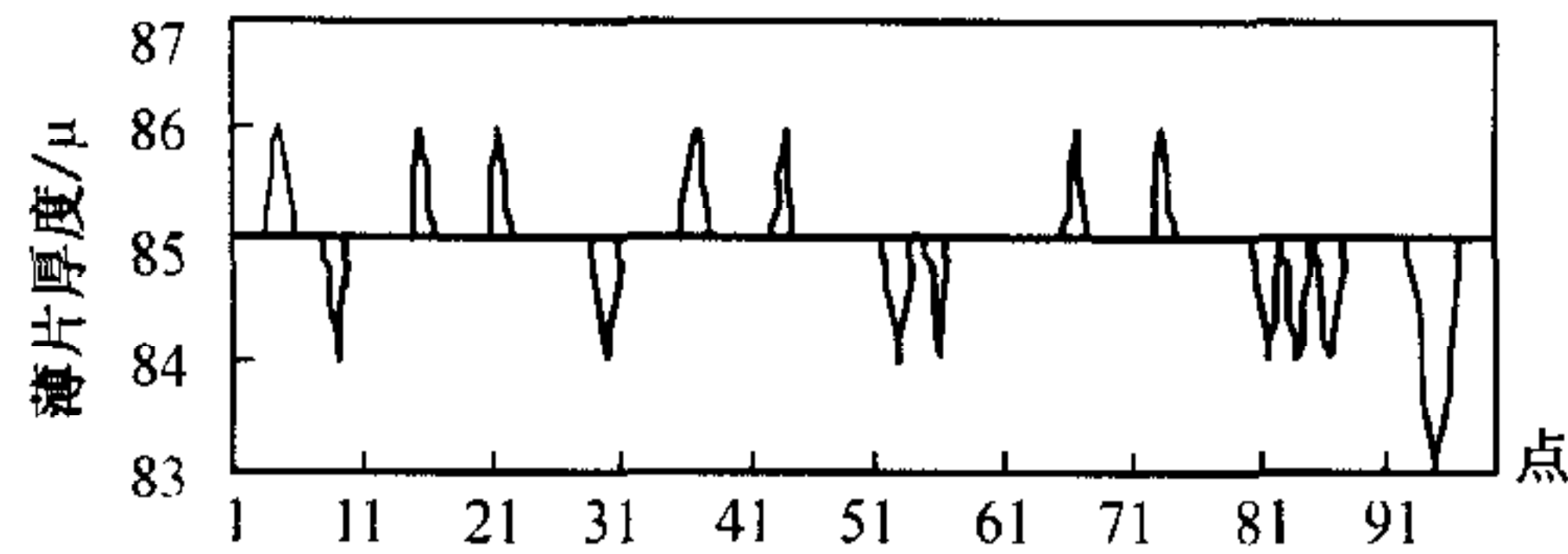


图5 对应的薄片剖面(薄片上99个厚度值)

参 考 文 献

- 1 Narendra K S, Mukhopadhyay. Adaptive control of nonlinear multivariable systems using neural networks. *Neural Networks*, 1994, 7(5): 937~952
- 2 Levin A U, Narendra K S. Recursive identification using feedforward neural networks. *Int. J. Control*, 1995, 61(3): 533~547
- 3 Ahmed M S, Farooq Anjum M. Neural-net-based direct self-tuning control of nonlinear plants. *Int. J. Control*, 1997, 66(1): 85~104

陈增强 1964年生,工学博士,教授.主要研究方向为预测控制和工业过程控制.

袁著祉 1937年生,教授,博士生导师,研究领域为自适应控制理论与应用和智能控制与管理.曾获教育部科技进步一等奖和国防科工委光华一等奖.

(续第27卷第2期)

中国自动化学会2001年一般学术活动计划

项目名称	主要内容	时间	地点	联系人
'2001系统仿真技术及其应用学术会议	21世纪系统仿真技术展望,国内外仿真系统和软件发展方向,连续过程建模与仿真;建模和仿真方法、DEDS 仿真技术、定性仿真技术;各类控制系统的仿真、各类仿真器、仿真系统应用经验、应用仿真结构的未来等	3季度	合肥	合肥中国科技大学自动化系 戴耀华 电话:(0551)3601514 邮编:230027
第6届全国经济与管理学术年会	企业综合自动化系统——管控一体化解决方案	10月	福建	北京学院路北京科技大学自动化楼402室 李联 电话:62332937 邮编:100083
先进控制技术与系统集成学术交流会	先进控制技术与系统集成的展望和发展	4季度	待定	上海漕宝路103号 吴斌昌 电话:(021)62933919 邮编:200233
环境保护和水(污水)处理的检测控制系统学术交流会	有关环境保护和污水处理综述,污水处理的仪表检测特点,垃圾处理的仪表检测特点等	10月	上海	同上

(下转第345页)

- results. In: Proceedings of the DARPA Broadcast News Workshop, Feb 28~Mar 3, 1999, Herndon, USA
- 17 Leggetter C J, Woodland P C. Maximum likelihood linear regression for speaker adaptation of continuous density hidden markov models. *Computer Speech and language*, 1995, **9**(2):171~185
- 18 Gauvain J and Lee C. Maximum a posteriori estimation for mutivariate gaussian mixture observations of markov chains. *IEEE Trans. on SAP.*, 1994, **2**(2):291~298
- 19 Gales M J F. Maximum likelihood linear transformations for HMM-based speech recognition. *Computer speech and Language*, 1998, **12**:75~78
- 20 Gales M J F. Cluster adaptive training for speech recognition. In: Proceedings of ICSLP98, Nov. 30~Dec. 4, 1998, Sydney, Australia
- 21 Gauvain J, Lamel L, Adda G, Jardino M. The LIMSI 1998 hub-4e Transcription System. In: Proceedings of the DARPAR Broadcast News Workshop, Feb. 28~Mar. 3, 1999, Herndon, USA

张 红 1968年生,中国科学院自动化研究所博士后,研究领域为语音识别.

黄泰翼 1934年生,研究员,长期从事信息科学的研究,主要研究领域是人机语音通讯方法及语言信息处理,曾主持多个国家科技攻关项目及重大研究项目.

徐 波 1966年生,研究员,主要研究领域是口语及语言信息处理.目前主持多项国家科技攻关项目、“八六三”计划及“九七三”国家重大基础研究项目.

(上接第337页)

项目名称	主要内容	时间	地点	联系人
中国6省(区)自动化学会学术年会	中南地区各省自动化学会例行学术年会	4季度	湖南	长沙市麓山南路326号 唐春华 电话:(0731)8639298 邮编:410012
华东6省1市自动化学会学术年会	华东地区各省自动化学会例行学术年会	3季度	福州	福州大学自动化所 郑应文 电话:(0591)7892009 邮编:350002
华北5省市自动化学会学术年会	华北地区各省自动化学会例行学术年会	7月	秦皇岛	石家庄市友谊南大街省科学院科研处刘鸿宾 电话:(0311)3031035 邮编:050081
中国自动化学会第16届青年学术年会	线性与非线性系统控制,自适应控制和预测控制;智能控制、模糊控制;神经网络及控制;人工智能与专家系统;机器人与机器人控制;系统工程理论方法及应用;企业改革、发展策略及管理决策;工业过程与生产管理等	7月	桂林	广西桂林电子工业学院计算机系党选举 电话:(0773)5601443 邮编:541004