

[研究·设计]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2022.05.004

基于多关联参数特征子空间的纺纱质量波动预测

李哲, 胡胜*, 张守京, 李文

(西安工程大学机电工程学院, 陕西 西安 710600)

摘要:针对纺纱生产过程影响因素多、监测维度广导致的过程波动难以分析和纱线质量难以预测的难题,课题组提出一种基于多关联参数特征子空间的纺纱质量波动预测方法。首先分析影响纱线质量的关联参数之间关系,构造能够表征纱线质量波动的特征子空间;然后构建面向特征子空间的纱线质量深度学习预测模型,实现纱线质量智能预测。通过实例进行分析,结果显示提出的方法能够有效分析纱线质量的多关联参数波动规律,并能准确对纱线质量进行预测。

关键词:纺纱过程;质量波动预测;多关联参数;深度信念网络;特征子空间;受限玻尔兹曼机

中图分类号:TH 165.4;TS 111.9

文献标志码:A

文章编号:1005-2895(2022)05-0022-07

Spinning Quality Fluctuation Prediction Based on Feature Subspace of Mul-Correlation Parameters

LI Zhe, HU Sheng*, ZHANG Shoujing, LI Wen

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: Aiming at the problems of the analysis process fluctuation and the prediction of yarn quality caused by multiple influencing factors and wide monitoring dimensions in the spinning production process, a method for predicting spinning quality fluctuations based on feature subspaces of multiple correlation parameters was proposed. Firstly, the relationship between the correlated parameters that affects yarn quality was analyzed, and the feature subspace that characterizes yarn quality fluctuations was constructed. Then the feature subspace-oriented deep learning prediction model of yarn quality was constructed to realize the intelligent prediction of yarn quality. Finally, through the analysis of examples, the results show that the proposed method can effectively analyze the fluctuation law of multi-correlation parameters of yarn quality and accurately predict yarn quality.

Keywords: spinning process; quality fluctuation prediction; multi-correlation parameter; DBN (Deep Believe Network); feature subspace; RBM (Restricted Boltzmann Machine)

纺纱过程作为棉纺生产过程的关键环节,其纱线质量的好坏直接决定了后续工序的成型效率和成品织物的加工质量。但由于纺纱生产过程影响因素多、监测维度广,纺纱工艺参数与纱线质量间呈现复杂非线性等特征^[1],使得纺纱质量波动模型难以建立。同时,通过大量试纺和专家经验来调节加工工艺参数和配棉方案提高纱线品质的方式,势必会造成大量时间

和原材料的浪费,不符合智能制造背景下产品质量在线控制的内在需求。因此,如何建立基于生产过程关键工艺参数的纺纱质量波动预测模型对改进纱线质量、提高过程稳定性和优化决策支持具有重要价值。

国内外学者针对此问题进行了大量研究并取得一系列成果:张羽彤等^[2]提出一种灰色关联分析法对小容量样本中的工艺参数进行了优选,并采用BP神经

收稿日期:2022-05-18;修回日期:2022-07-08

基金项目:中国纺织工业联合会指导计划项目(2020112);陕西省自然科学基金(2022JQ-721);西安工程大学博士启动基金项目(BS201834)。

第一作者简介:李哲(1997),男,陕西铜川人,硕士研究生,主要研究方向为智能生产过程质量波动建模。通信作者:胡胜(1988),男,湖北罗田人,副教授,硕士生导师,主要研究方向为质量管理与质量工程。E-mail:husheng@xpu.edu.cn

网络建立小样本精梳毛纺纱线质量预测模型对条干不匀率和断裂强度进行预测。熊经纬等^[3]针对复杂纺纱过程中成纱断裂强度难以预测的问题,提出一种基于粒子群优化算法优化 BP 神经网络的成纱断裂强度预测方法。为进一步提高 BP 神经网络在纱线质量预测时的精度和训练速度,查刘根等^[4]提出具有双隐层的 4 层 BP 神经网络来进行棉纱成纱质量预测。吴志刚等^[5]提出一种基于思维进化算法优化 BP 神经网络的细纱断裂强度预测方法。马创涛等^[6]针对传统 BP 神经网络预测模型泛化能力弱且预测精度低的问题,提出了一种基于烟花算法改进 BP 神经网络的预测模型。张晓侠等^[7]提出基于 BP 神经网络及其改进算法对织机效率进行预测。宋楚平等^[8]针对纱线生产中工艺难以优化以及质量控制过于依赖专家经验的问题,提出一种基于遗传算法优化的支持向量机纱线质量预测模型。胡胜等^[9]为及时挖掘纺纱生产过程纱线质量的异常波动并进行纱线质量的稳定性判定的问题,提出了一种基于变点识别的纺纱过程质量波动异常预警方法。Doran 等^[10]利用纤维质量和纺纱参数,提出了人工神经网络和支持向量机模型来预测包芯纱的质量特性。Hu 等^[11]针对浅层神经网络预测精度较低的问题,提出基于卷积神经网络与广义回归神经网络相结合的精纺毛纱质量预测模型。Ghanmi 等^[12]提出混合神经网络模糊专家系统模型对转杯纱的质量进行整体性能预测。

以上文献研究表明:目前针对纱线质量预测的研究主要集中在使用浅层神经网络模型对纱线质量进行建模,而通过分析纺纱多关联参数相关性进行纱线质量预测相对较少。鉴于此,课题组基于特征子空间的深度信念网络多关联参数纱线质量预测方法,首先分析影响纱线质量的关联参数之间关系,构造表征纱线质量波动的特征子空间,实现原始多关联参数的维度约简;然后构建基于特征子空间的深度学习纱线质量预测模型,最后通过实例验证所提方法的有效性。

1 基于深度信念网络的纺纱质量波动预测框架

纺纱生产过程波动的稳定性是影响纱线品质的关键因素,对纺纱时质量波动进行预测是掌握纱线质量稳定性的有效途径。在生产过程中通过智能监测系统

采集高维的海量数据,这些数据的变化轨迹不仅体现了纺纱过程变化趋势,而且表征了纱线质量波动程度。课题组提出的基于深度信念网络的纺纱质量波动预测框架包括 2 个关键技术:①对纺纱过程的多关联参数数据进行相关性分析,约简质量数据维度,剔除冗余信息,重构纱线质量波动的主元特征子空间;②探求多关联参数特征子空间与纱线质量波动的非线性影响关系,构建深度信念网络对特征子空间的数据信息进行深度特征提取,并通过误差反向传播进行有监督全局微调实现纱线质量深度预测建模。基于深度信念网络的纺纱质量波动预测框架如图 1 所示。

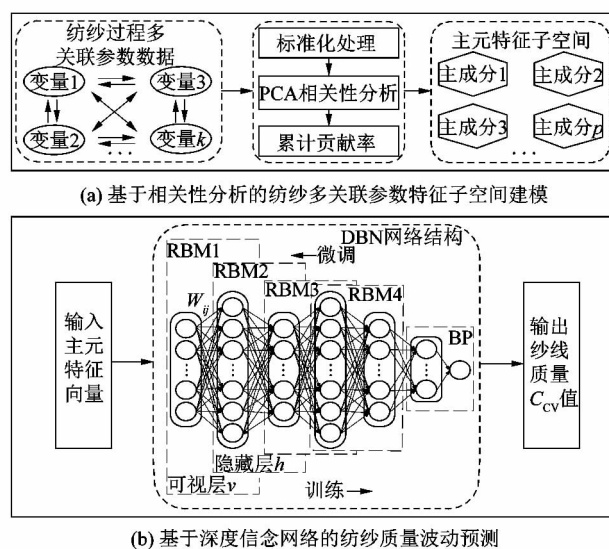


图 1 基于深度信念网络的纺纱质量波动预测框架

Figure 1 Prediction framework of spinning quality fluctuation based on deep belief network

2 纺纱过程多关联参数特征子空间建模

在构建纺纱过程纱线质量波动预测模型时,由于影响纱线质量的参数多且相互关联^[13],使得纱线质量随这些参数变化而动态波动。典型的情况就是即使每个参数都在正常范围内波动,其实际纱线质量也有可能产生异常波动,使得对纱线质量进行精准预测变得困难。为此,首先分析纱线多关联参数之间关系,采用主成分分析算法将原始多维相关参数的高维空间映射到互不相关且能够代表原始特征的低维特征子空间,提取能够反映纱线质量波动的主元特征子集。其本质是将 k 维影响纱线质量的关联参数特征数据映射到 p

维空间,去除原始关联参数的冗余性,实现纺纱多关联参数维度约简。具体步骤如下:

对于影响纱线质量的多关联参数 $X = \{x_1, x_2, L, x_k\}$, 其中, $x_i \in \mathbf{R}^n$, n 为样本数量, k 为多关联参数维度。首先计算其标准化处理后的协方差矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{k \times k}$, 其中, a_{ij} 表示第 i 和第 j 个参数的相关系数。

$$a_{ij} = \frac{\text{cov}(z_i, z_j)}{\sqrt{\text{var}(z_i)} \sqrt{\text{var}(z_j)}} \quad (1)$$

式中: $\text{cov}(z_i, z_j)$ 为标准化矩阵中第 i 列 z_i 和第 j 列 z_j 的协方差, $\text{var}(z_j) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (z_{ij} - \bar{z}_j)^2$ 和 $\bar{z}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_{ij}$ 分别表示第 j 列变量 z_j 的样本方差和均值。

然后求解协方差矩阵 $\mathbf{A}$ 对应的特征方程 $|\lambda \mathbf{E} - \mathbf{A}| = 0$, 得到其特征值 λ 按其值大到小排序 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq L \geq \lambda_k$ 以及对应的特征向量 $\mathbf{W} = [w_1, w_2, L, w_k]$, 其中 $\mathbf{E}$ 为单位矩阵。

据此, 得到多关联参数主元特征空间可表示为 $\mathbf{X}' = \mathbf{Z}\mathbf{W}$ 。经过相关性分析后形成的主元特征空间有效剔除了原始数据信息的冗余性, 在保证特征维度正交的同时有效去除原始多关联参数的相关性。

为有效提取纺纱参数信息并降低预测模型的输入复杂度, 基于上述主成分分析结果计算每个主成分贡献率大小, 并求前 p 个主成分的累积贡献率, 由下式计算:

$$\eta_{\text{sum}}(p) = \sum_{i=1}^p \lambda_i / \sum_{i=1}^k \lambda_i \quad (2)$$

当累积贡献率达到 90% 时, 对应的前 p 个主成分组成的特征空间即可反映原始 k 维纺纱参数的绝大部分信息, 据此重构得到原始纺纱参数的特征子空间, 即为:

$$\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{Z}\mathbf{W}' \quad (3)$$

其中: $\mathbf{W}' = [w_1, w_2, L, w_p]$; $\mathbf{Z} = (z_{ij})_{n \times k}$ 。

式中 $\mathbf{Z}$ 为多关联参数 X 的标准化矩阵。

经过相关性分析重构得到的特征子空间不仅有效保留了原始样本数据空间的特征信息, 而且在去除原始多关联参数相关性的同时保证了特征维度正交特性, 将其作为纱线质量波动预测模型的输入, 实现了维度约简的同时有效降低了纱线质量波动预测模型的复杂度。

3 构建深度学习的纺纱质量预测模型

在构建影响纺纱质量的多关联参数特征子空间之后, 其关键是如何构建合适的纱线质量波动预测模型。纱线质量预测模型构建的本质是要建立多关联参数特征子空间 $\hat{\mathbf{X}}$ 与纱线质量特性 Y 的函数模型, 可表示为:

$$Y = f(\hat{x}_1, \hat{x}_2, L, \hat{x}_k) + \zeta \quad (4)$$

式中: $f()$ 为特征子空间 $\hat{\mathbf{X}}$ 与纱线质量 Y 的非线性映射函数, ζ 为预测误差。

在纺纱生产过程中, 纱线的条干 C_{CV} 值直接反映了纱线粗细程度, 是度量纱线质量的重要指标。 C_{CV} 值越大说明纱线的粗细越不均匀, 会对纱线的断头率造成影响。影响纱线条干 C_{CV} 值的因素包含了毛条含油量、粗纱捻系数、毛条回潮率、纤维直径及细纱车速等众多影响质量的参数。深度信念网络是由多个受限波尔兹曼机叠加而成的深度学习算法^[14], 在非线性系统建模中表现出优异的拟合能力。鉴于此, 本节探求多关联参数与纱线质量特性间的非线性关系, 构建纺纱多关联参数与纱线质量指标的深度信念网络预测模型, 如图 2 所示。纱线质量预测模型分为 RBM 逐层无监督训练和 BP 层有监督微调两部分, 底部由 4 层 RBM 堆叠对特征子空间的数据信息进行深度特征提取, 顶部 BP 神经网络通过误差反向传播进行有监督全局微调。DBN 通过多层特征映射和逐层传递建立起多关联参数与纱线质量指标之间的非线性关系, 实现对纱线质量智能预测。

每一个 RBM 是由可视层 $v(v = \{v_1, v_2, L, v_n\})$ 和隐藏层 $h(h = \{h_1, h_2, L, h_m\})$ 组成的双层网络结构, 层间神经元通过权重 w_{ij} 和偏置相连, 但同一层的神经元之间相互独立并且只有激活和未激活 2 种状态, 由 $\{1, 0\}$ 表示。首先, RBM 是一种基于能量的模型^[15-16], 可以利用能量函数将 RBM 表示为:

$$E(v, h | \theta) = - \sum_{i=1}^n a_i v_i - \sum_{j=1}^m b_j h_j - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m v_i w_{ij} h_j \quad (5)$$

式中: $\theta = \{w_{ij}, a_i, b_j\}$ 分别代表可视层与隐藏层的连接权重、可视层和隐藏层的偏置值, v_i 和 h_j 分别代表可视层和隐藏层神经元的状态, n 和 m 分别代表可视层和隐藏层中的神经元个数。

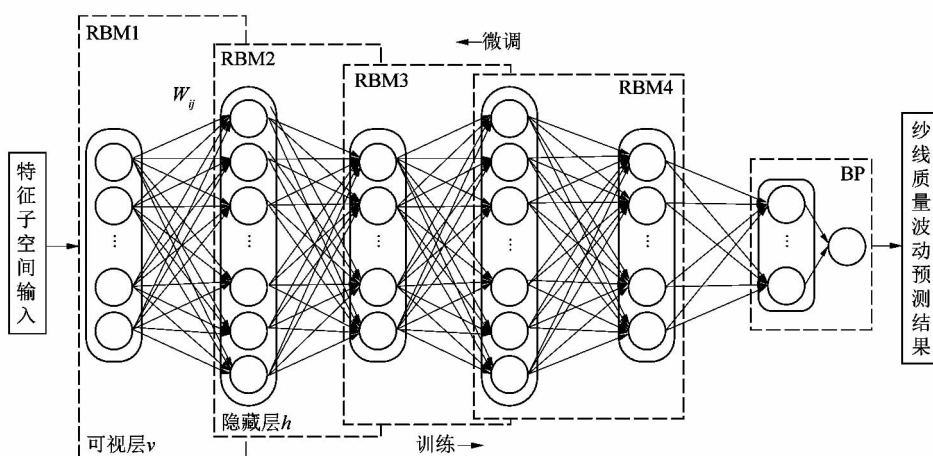


图2 基于 DBN 网络的纺纱质量预测结构

Figure 2 Spinning quality prediction structure based on DBN network

其中,较低的能量表示网络处于较为理想的状态,即纱线质量预测模型的误差较小。对能量函数正则化和指数化计算得出可视层与隐藏层(v, h)的联合概率分布为:

$$P(v, h | \theta) = \frac{1}{Z(\theta)} \exp(-E(v, h | \theta)). \quad (6)$$

式中 $Z(\theta) = \sum_v \sum_h \exp(-E(v, h | \theta))$ 为归一化因子,表示对可视层和隐藏层所有可能状态的能量函数求和。

由于 RBM 层内各神经元之间激活状态彼此独立的结构性质,即在给定可视层神经元状态时可以计算出隐藏层第 j 个神经元被激活的概率;相应地,当给定隐藏层神经元状态时可由式(7)算出第 i 个神经元被激活的概率。

$$\left. \begin{aligned} P(h_j = 1, v | \theta) &= \sigma\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}v_i + b_j\right); \\ P(v_i = 1, h | \theta) &= \sigma\left(\sum_{j=1}^m w_{ij}h_j + a_i\right). \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中 σ 为激活函数。

因此,构建纱线质量预测模型就是要寻找每层 RBM 的连接权重和偏置的组合 $\theta = \{w_{ij}, a_i, b_j\}$ 。对于数量为 N 的训练样本输入预测模型, θ 可采用最大似然函数表示:

$$\theta = \operatorname{argmax} L(\theta) = \operatorname{argmax} \sum_{n=1}^N \ln [P(v^n | h)]. \quad (8)$$

对 RBM 逐层求解对数似然函数的负梯度得 $\theta = \{w_{ij}, a_i, b_j\}$ 组合,更新规则为:

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_{ij} &= \eta(\langle v_i h_j \rangle_{\text{data}} - \langle v_i h_j \rangle_{\text{recon}}); \\ \Delta a_{ij} &= \eta(\langle v_i \rangle_{\text{data}} - \langle v_i \rangle_{\text{recon}}); \\ \Delta b_{ij} &= \eta(\langle h_j \rangle_{\text{data}} - \langle h_j \rangle_{\text{recon}}). \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中: $\langle \rangle_{\text{data}}$ 为训练样本期望; $\langle \rangle_{\text{recon}}$ 为重构模型定义分布, η 为学习速率。

预测模型的无监督训练阶段利用贪婪算法对 RBM 逐层进行训练,并将上一个 RBM 训练后的隐藏层输出作为下一个 RBM 可视层的输入,以此实现每一层的 RBM 最优。在有监督训练阶段采用 BP 算法对 RBM4 所提取的深度特征进行预测,基于预测误差调整网络参数,确保 DBN 预测结构的整体最优。

4 实例分析

为验证所提方法的有效性,以某精纺毛纱生产过程为例进行纺纱多关联参数质量波动预测方法的验证。精纺毛纱作为纺纱过程的重要环节,其纱线质量的好坏直接决定纺纱的合格率。若能在纺纱生产之前对纱线质量进行预测分析,则有利于提高纱线成品质量。进行实例分析时,选取毛条含油、毛条回潮率、纤维直径以及细纱转速等 10 个关键影响因素作为输入,同时选取纱线 C_{cv} 值作为纱线质量指标进行分析。选取参考文献[17]表 5-4 中某纺纱厂 75 组精梳毛纱生产数据进行纱线质量预测方法的验证,其部分样本数据如表 1 所示。

表1 部分精梳毛纱质量数据

Table 1 Part of production quality data of worsted yarns

样本 编号	毛条 含油/%	毛条回 潮率/%	纤维直 径/ μm	直径离 散系数/%	纤维长 度/mm	纤维不 匀率/%	粗纱 捻系数	细纱牵 伸倍数	细纱钢 丝圈号	细纱转速/ ($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	细纱 $C_{CV}/\%$
1	1.1	21.0	19.5	21.8	72.7	1.3	5.00	20.50	34	8 800	20.5
2	1.2	23.0	18.7	22.0	68.3	2.4	5.00	16.80	33	8 800	20.3
3	1.3	22.0	19.5	21.8	72.7	1.3	5.00	20.50	34	8 800	20.3
4	1.5	23.0	21.4	23.0	67.5	1.8	5.00	19.80	30	8 800	17.8
5	1.1	21.0	18.8	22.1	66.3	1.7	4.86	16.80	32	8 800	19.5
6	1.0	20.0	18.8	22.1	66.3	1.7	4.86	21.28	32	8 600	20.3
7	1.5	19.0	19.5	21.8	72.7	1.3	4.86	16.80	28	8 800	15.7
8	1.2	25.0	18.5	21.8	67.6	1.8	4.86	21.28	32	8 600	19.5
9	1.2	18.5	19.5	21.8	72.7	1.3	5.00	20.50	34	8 500	21.3
10	1.3	21.0	19.5	21.8	72.7	1.3	5.00	20.50	34	8 800	20.5
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
71	1.1	21.0	19.7	21.4	73.0	2.1	5.03	20.70	32	8 800	20.6
72	1.4	22.0	17.7	22.8	61.4	1.4	4.60	21.50	34	8 800	20.3
73	0.8	21.0	18.8	22.1	66.3	1.7	4.86	21.28	32	8 600	21.2
74	1.5	19.0	19.5	21.8	72.7	1.3	4.89	16.80	28	8 800	16.4
75	1.1	24.0	17.5	21.7	65.0	2.0	5.03	22.80	32	8 800	20.3

4.1 多关联参数纺纱质量相关性分析

为挖掘能够反映纺纱过程质量波动的多关联参数信息,首先分析75组多关联参数的相关性,采用主成分分析算法进行维度约简。图3给出了相关性分析后方差贡献率以及累积贡献率的计算结果。

由图3可知,前7个主成分的累积贡献率达到90.925 9%,因此选取其主成分特征集作为表征纱线质量原始样本数据特征信息,基于此构建影响纱线质量的关键特征子空间,实现原始特征的维度约简。

4.2 纺纱质量波动预测

进行纱线质量预测建模时,首先选取维度约简后子空间的前70组主元特征样本用于纱线质量预测模型的训练,同时提取后续5组主元特征作为测试数据集对构建的纱线质量预测模型进行测试。其中训练深度信念网络预测模型时的相关参数设置如表2所示。

然后,待深度信念网络预测网络模型训练结束后,使用测试集数据进行纱线质量波动预测,预测结果如图4所示。

由图4可以看出,基于多关联参数特征子空间的深度信念网络纱线质量预测结果与实际值几乎一致,说明建立的纱线预测模型精度较好,提出的方法在纺纱质量控制过程中展现出了良好的预测效果。为进一步验证所构建预测模型PCA-DBN的有效性,分别选取

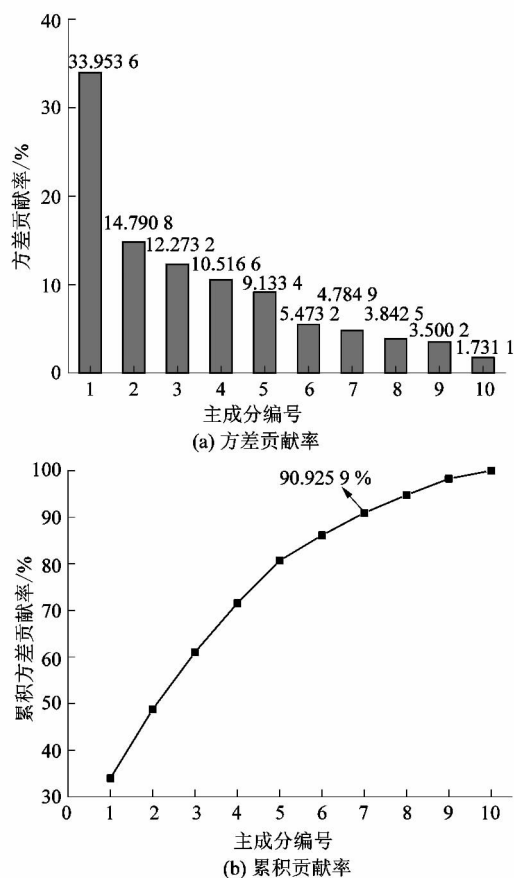


图3 相关性分析后的方差贡献率与累积贡献率
Figure 3 Variance contribution rate and cumulative contribution rate after correlation analysis

表2 训练深度预测模型时的算法参数设置

Table 2 Algorithm parameter settings when training deep prediction model

算法	初始学习率/%	训练步数	隐含层节点数	输出层激活函数	隐含层神经元数	学习率/%	设定目标误差/%
DBN	1.000	100	34,29,25,34				
BP		200		Sigmoid	10	0.100	0.001

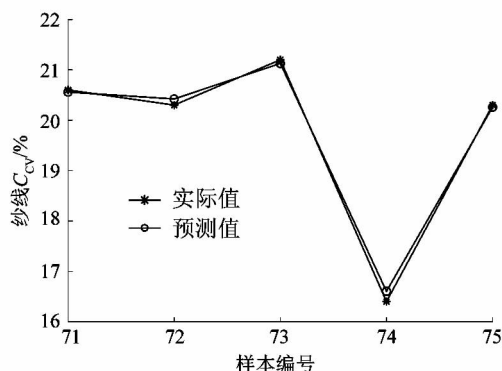


图4 纱线质量预测值与实际值对比

Figure 4 Comparison of predicted and actual yarn quality

DBN 网络模型和 PCA-BP 模型进行对比,试验时采用相同规模训练样本集进行训练,并作用于相同的测试集。为定量评价预测模型性能,分别选取平均绝对百分比误差(E_{MAP})、均方根误差(E_{RMS})和平均绝对误差(E_{MA})衡量模型预测值与真实值的偏差,在多种试验条件下的不同结构模型的预测误差如表3所示。

表3 不同结构模型的纱线质量预测结果对比

Table 3 Comparison of yarn quality prediction results of different structure models

模型	平均绝对百分比误差 $E_{\text{MAP}}/\%$	均方根误差 $E_{\text{RMS}}/\%$	平均绝对误差 $E_{\text{MA}}/\%$
DBN	0.047	0.993	0.881
PCA-DBN	0.078	0.548	0.350
PCA-BP	1.558	1.041	0.804

从表3可以看出,DBN 模型由于没有考虑纱线多关联质量参数的影响,其预测结果相比维度约简预测模型(PCA-DBN)具有更大的偏差;进一步考虑多关联参数相关影响后,由于深度信念网络相比浅层 BP 神经网络具有较强的特征提取能力,所以其预测结果比 PCA-BP 模型能够获得更加准确的预测效果。表明纱线质量预测精度得到了提升,所构建模型预测效果显著。

5 结论

针对纺纱过程中多关联参数变化导致纱线质量波动难以预测的问题,课题组提出了基于深度信念网络的纺纱质量波动预测方法。首先利用主元分析方法对纺纱过程的多关联参数进行约简数据维度,获取能够表征质量波动的主元特征向量作为预测模型输入;然后通过构建面向特征子空间的深度信念网络纱线质量预测模型,有效拟合出多关联参数特征子空间与质量指标的非线性关系,实现对纱线质量指标的预测。以某纺纱生产过程为例进行验证,结果表明深度信念网络算法在预测精度准确性方面相比于浅层神经网络误差较小,为纺纱生产决策参数稳健优化提供了参考。

参考文献:

- [1] YANG S R, GORDON S. Accurate prediction of cotton ring-spun yarn quality from high-volume instrument and mill processing data [J]. Textile Research Journal, 2017, 87(9): 1025.
- [2] 张羽彤,沈卓尔,代利花,等. 小规模样本精梳毛纺纱线质量预测 [J]. 毛纺科技, 2020, 48(12): 6.
- [3] 熊经纬,杨建国,徐兰. 基于 PSO-BP 神经网络的纱线质量预测 [J]. 东华大学学报(自然科学版), 2015, 41(4): 498.
- [4] 查刘根,谢春萍. 应用四层 BP 神经网络的棉纱成纱质量预测 [J]. 纺织学报, 2019, 40(1): 58.
- [5] 吴志刚,方璐,郁崇文. 基于思维进化神经网络的细纱断裂强度预测 [J]. 棉纺织技术, 2020, 48(2): 6.
- [6] 马创涛,邵景峰. 烟花算法改进 BP 神经网络预测模型及其应用 [J]. 控制工程, 2020, 27(8): 8.
- [7] 张晓侠,刘凤坤,买巍,等. 基于 BP 神经网络及其改进算法的织机效率预测 [J]. 纺织学报, 2020, 41(8): 121.
- [8] 宋楚平,蔡彬彬,李少芹. 基于 SVM 的纱线生产工艺智能优化研究 [J]. 毛纺科技, 2015(7): 13.
- [9] 胡胜,张守京. 基于变点识别的纺纱过程质量波动异常预警模型 [J]. 工业工程与管理, 2021, 26(5): 107.
- [10] DORAN E C, SAHIN C. The prediction of quality characteristics of cotton/elastane core yarn using artificial neural networks and support vector machines [J]. Textile Research Journal, 2020, 90(13/14):

- 1558 – 1580.
- [11] HU Z L, ZHAO Q, WANG J. The prediction model of worsted yarn quality based on CNN-GRNN neural network[J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31: 4551.
- [12] GHANMI H, GHITH A, BENAMEUR T. Prediction of rotor-spun yarn quality using hybrid artificial neural network-fuzzy expert system model[J]. *Indian Journal of Fibre & Textile Research*, 2019, 44 (1): 31.
- [13] 曹继鹏, 张志丹, 张明光, 等. 生条中短纤维含量与成纱指标的相关性分析[J]. *纺织学报*, 2018, 39(12): 36.
- [14] 李大中, 李昉, 张克延. 基于变量选择深度信念神经网络的风速预测[J]. *华北电力大学学报(自然科学版)*, 2021, 48(1): 7.
- [15] 高宗帅, 郝涛, 徐伟雄, 等. 基于改进遗传算法-反向传播神经网络的升降机健康评价研究[J]. *机电工程*, 2021, 38(3): 313 – 318.
- [16] 孙同敏. 基于 DBN-SVM 的航空发动机健康状态评估方法[J]. *控制工程*, 2021, 28(6): 1163.
- [17] 项前. 可重构的纺织品智能工艺设计与虚拟加工方法及应用研究[D]. 东华大学, 2011: 109 – 111.

(上接第 16 页)

- [17] LIAO P, ZHANG S W, SUN D. A dual caudal-fin miniature robotic fish with an integrated oscillation and jet propulsive mechanism[J]. *Bioinspiration & Biomimetics*, 2018, 13(3): 036007.
- [18] KRISHNADAS A, RAVICHANDRAN S, RAJAGOPAL P. Analysis of biomimetic caudal fin shapes for optimal propulsive efficiency [J]. *Ocean Engineering*, 2018, 153: 132 – 142.
- [19] LI J, HE J M, WANG Y W, et al. A biomimetic flexible fishtail embedded with shape memory alloy wires [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 166906 – 166916.
- [20] CASTANO M L, TAN X B. Model predictive control-based path-following for tail-actuated robotic fish [J]. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control*, 2019, 141(7): 1 – 11.
- [21] LIU B, WANG L, CHEN B Y, et al. Experimental research on a novel design of variable area caudal fin[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, 461: 206 – 212.
- [22] 郭正, 刘君, 瞿章华. 非结构动网格在三维可动边界问题中的应用[J]. *力学学报*, 2003, 35(2): 142.
- [23] FLANAGAN P J. Unsteady navier-stokes simulation of rainbow trout swimming hydrodynamics [D]. Pullman, Whitman County: Washington State University, 2004: 16 – 17.

(上接第 21 页)

- [5] 赵博. 几种医用水刺非织造布性能的测试与分析[J]. *聚酯工业*, 2018, 31(3): 11 – 15.
- [6] EVDOKIMOV A G, DEDOV A V, NAZAROV V G. Air permeability of multilayer needle punched nonwoven fabrics[J]. *Fibre Chemistry*, 2019, 50(5): 457 – 461.
- [7] TANG Y, JIN X Y, SUN Y Q. Study on performance comparison between two flushable wood pulp paper composite spunlace nonwovens [J]. *Technical Textiles*, 2013, 31(3): 28 – 32.
- [8] 胡文锋, 赵奕, 陈晨. 玉米皮纤维水刺非织造材料的制备及性能 [J]. *产业用纺织品*, 2019, 37(8): 12 – 16.
- [9] DURUKAN S, KARADAGLI F. Experimental data for physical characteristics, fiber compositions, and tensile properties of nonwoven wipes and toilet papers [J]. *Data in Brief*, 2020, 28: 104818.
- [10] 曹翠玲, 杨泽福, 郑善亮, 等. 用红外光谱仪和扫描电子显微镜研究羊毛织物的微观结构[J]. *毛纺科技*, 2017, 45(1): 14 – 17.
- [11] GHASSEMIEH E, ACAR M, VERSTEEG H. Microstructural analysis of non-woven fabrics using scanning electron microscopy and image processing: part 1 development and verification of the methods [J]. *Journal of Materials: Design and Applications*, 2002, 216(3): 199 – 207.
- [12] 中国纺织工业协会. 纺织品、非织造布试验方法: 第 3 部分 断裂强度和断裂伸长率的测定(条样法): GB/T 24218.3—2010 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2011: 1 – 2.
- [13] 李姝佳, 马勋勋. 基恩士光学技术在工程实验参数测试中的应用 [J]. *实验室研究与探索*, 2020, 39(5): 59 – 62.