

## 基于 RLS 自适应滤波器的针织圆纬机旋转周期预测方法

刘涛<sup>1</sup> 谢维波<sup>1</sup> 钟东辉<sup>2</sup> 李自法<sup>1</sup> 谢晓东<sup>1</sup>

(1. 华侨大学计算机科学与技术学院, 厦门, 361021; 2. 宁德公安消防支队, 宁德, 352000)

**摘要:** 针对国内针织圆纬机在实时生产中的智能疵点检测问题, 依据图像定量分析方法, 提出基于递归最小二乘法 (Recursive least square, RLS) 自适应滤波器的旋转周期预测方法。介绍了应用 RLS 算法进行周期预测的背景及工业应用价值, 对 RLS 算法和进行周期预测的 RLS 滤波器的基本工作原理进行了详细的分析。最后, 根据针织圆纬机上下位系统, 在双面机实时生产中获取预测所需要的实际周期数据, 对实际周期使用 RLS 滤波器处理, 寻找 RLS 滤波器最佳阶数。在最佳阶数基础上, 设计 RLS 自适应滤波器的周期预测方法和单步周期预测方法对比实验, 证明 RLS 滤波器对圆纬机旋转预测周期的稳定性优于单步预测方法。结合两种方法的不同优势, 得到了适用于工业现场实时控制的智能疵点检测系统周期预测处理机制。

**关键词:** 针织圆纬机; 递归最小二乘法; 周期预测; 信号分析; 实时控制

**中图分类号:** TN911.6      **文献标志码:** A

### Rotary Cycle Prediction of Circular Knitting Machine Based on RLS Adaptive Filter

Liu Tao<sup>1</sup>, Xie Weibo<sup>1</sup>, Zhong Donghui<sup>2</sup>, Li Zifa<sup>1</sup>, Xie Xiaodong<sup>1</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Xiamen, 361021, China; 2. Ningde Public Security Fire Brigade, Ningde, 352000, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of intelligent defect detection for the circular knitting machine in real-time production in China, according to the method of image quantitative analysis, a rotary cycle prediction method based on recursive least squares (RLS) adaptive filter is put forward. The background and the value of industrial application of using RLS algorithm to cycle prediction are firstly introduced. Secondly, the RLS algorithm and the basic working principle of RLS filter of using cycle prediction are analyzed in detail. Finally, in the real-time production of two-sided machine, the real cycle data needed for the prediction is obtained according to the up-down system of circular knitting machine. The real cycle is dealt by using the RLS filter to find its optimal order. On the basis of the best order, contrast experiments of cycle prediction of RLS adaptive filter and one-step cycle prediction are designed to prove that the RLS filter for circular knitting machine rotating cycle stability is superior to the one-step prediction method. Combining the different advantages of the two methods, the cycle prediction processing mechanism of an intelligent defect detection system is obtained, which is applied to the real-time control of industry site.

**Key words:** circular knitting machine; recursive least squares; cycle prediction; signal analysis; real-time control

## 引言

在国内纺织业中,所使用的针织圆纬机<sup>[1]</sup>包括圆纬机、电脑横机和无缝内衣机。圆纬机又分为单面机和双面机<sup>[2]</sup>,单面机是指圆纬机纬向单面纺织布匹的机器,双面机是指圆纬机纬向双内外双面纺织布匹的机器。文中所提到的针织圆纬机主要是针对圆纬机中的双面机,其旋转周期预测也是在双面针织圆纬机上进行采集的。圆纬机实际生产当中,其旋转周期存在不稳定的状态,在纺织前后转周期上存在着若干时间差,并且该时间差会随着圆纬机使用寿命的增长和不同布型所要求的转速的不同存在着不同的变化,而且存在着在若干圈后运转状态发生突变的情况,这对于采用机器视觉技术来解决圆纬机纺织过程中智能疵点检测的研究造成了极大的干扰。智能疵点检测检测研究<sup>[3]</sup>中,往往通过视频图像逐帧分析的方法对疵点进行识别,这种方法不仅需要高费用的先进的设备,也浪费了大量的视频图像资源,并且要求低时间复杂的的疵点检测算法,但是在保障高精度检测的条件下降低算法的时间复杂度并不简单。采用定量图像分析方法,能够高效地利用视频图像资源,降低疵点检测算法的时间复杂度要求,从而在工业生产中应用更多高准确率率的疵点检测算法。

定量图像分析方法本质上是一种提取关键帧<sup>[4]</sup>的方法,需要用到针织圆纬机的旋转周期计算出一个周期所需要分析的图片数量,但由于圆纬机在生产中受到使用寿命和运行环境变化等因素的影响,因此造成每转的旋转周期存在极大的不稳定性。为获取较为稳定的旋转周期,本文提出两种方案进行周期预测。方案1为单步周期预测,即采用圆纬机前转周期作为本转的抓拍预测周期。圆纬机运转的前后周期之间存在一定的关联性,在圆纬机稳定运转状态下可以采用前转周期作为本转的预测抓拍周期。但在圆纬机实际生产中,运转前后转的转速存在不稳定性,前转周期作为后转周期虽然相比较固定旋转周期更为灵活,但在预测上依然存在着极大的波动性和不可靠性。为做到本转的预测周期和实际周期的同步吻合,本文提出方案2,即引进递归最小二乘法(Recursive least square, RLS)<sup>[5-6]</sup>自适应滤波器的方式通过机器自学习圆纬机生产实际周期,来得到接近实际周期的较为稳定的预测周期。

为实现采用RLS自适应滤波器对圆纬机旋转周期的预测,本文建立了用于实际周期采集的硬件模型和软件分析模型的上下位机系统架构,并依据此架构在实际工厂双面针织圆纬机环境下做了大量实验采集实际周期的数据集,最后选取了可靠的数据集在Matlab上实现的RLS滤波器中进行模拟学习和预测分析。研究表明RLS滤波器对于预测针织圆纬机旋转周期具有较好的稳定性和收敛性,能够较好地应对针织圆纬机在生产中的突发情况。最后,根据方案1和方案2在周期预测中的不同优势,提出了适用于实时智能疵点检测系统的周期预测处理机制。

## 1 背景

### 1.1 智能疵点检测

在针织圆纬机传统生产中,往往采用人工检测的方式来监控生产中疵点布,但传统方法容易受到检测工人的主观干扰,并且效率低下。伴随工业视频监控的普及和视频图像处理技术的发展,采用基于机器视觉的智能疵点检测的研究越来越多的出现在人们的视野之中。智能疵点检测是对纺织物质量进行控制和实现织造及验布工序自动化、无人化的关键环节<sup>[7]</sup>,图1给出了针织圆纬机及智能疵点检测模型。以往的智能疵点检测的研究均是围绕着提高疵点检测算法的准确度和降低算法的时间复杂度而进行,然而将算法运用到实际工业生产上依然会受到生产环境的制约。通常的疵点检测系统均采用逐帧分析法实时采集视频图像信息,并对图像信息进行快速的分析来得到分析结果。胚布的疵点信息出现频率低,采用逐帧分析法会浪费大量的图像信息,但使用定量分析方法能够在保障不放过一条疵点信息的基础上大大缩小图像的采集量,同时降低设备的工作负荷,更加适合纺织工业现场。

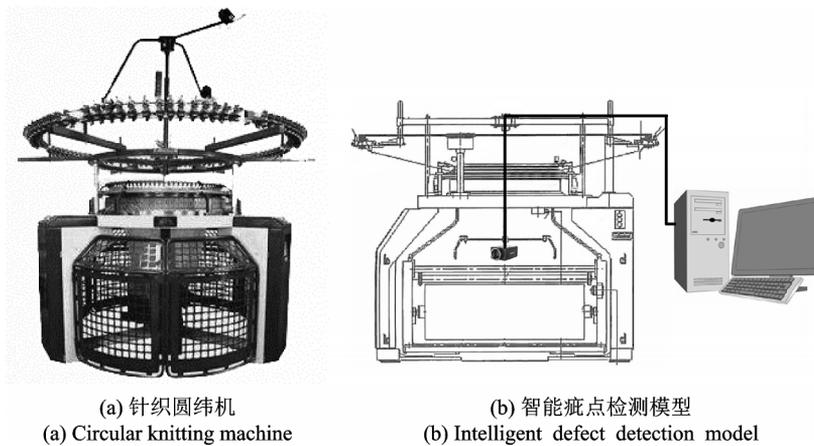


图1 针织圆纬机及智能疵点检测模型

Fig.1 Circular knitting machine and intelligent defect detection model

## 1.2 逐帧分析法

逐帧分析法本质上是等时间差定时抓拍图像分析方法,即在相等时间差上的时刻获取图像帧并对图像进行分析。该方法在视频图像分析中经常用到,使用海康工业阵机进行监控时的帧率设定范围在0~500 Hz,每秒钟可以获取0~500帧图片,对1帧突破性分析处理的所允许的时间不小于2 ms;海康工业阵机默认帧率为48 Hz,每秒钟可以获取48帧图片,处理1帧图片的时间约为21 ms;人眼认为是连续运动<sup>[8]</sup>的帧率为大于16 Hz,每秒钟可以获取16帧图片,处理1帧图片的时间小于63 ms。

在针织圆纬机工业纺织生产中,每台圆纬机运转速度是根据生产方订单需求和布型要求进行人工设定的,设定范围通常在10~20 r/min,即每转的旋转周期为3 000~6 000 ms。生产中由于圆纬机使用寿命和运行周期等环境的影响,生产前后周期并不完全相等,即存在运转周期的不稳定性问题。如采用逐帧分析法进行图像处理,则必须设定固定帧的方式进行获取图像帧并进行处理。但是伴随着运转周期的不稳定性,这就导致如果设置帧率过大,则采集的图像帧与帧之间的图像重合信息增大,图像处理的时间变短,对图像处理算法的时间复杂度要求变高;如果设置帧率过小,则采集的图像帧极有可能丢掉疵点布图像,导致检测误报率增高。这就为针织圆纬机实时生产中智能检测系统带来了许多麻烦,这也是导致如今的圆纬机智能检测系统一致停留在实验层面而难以应用到工业生产的主要原因之一。

## 1.3 定量分析法

根据圆纬机在实际纺织生产中疵点布的特征<sup>[9]</sup>,定量分析法可以很好地解决逐帧分析法中存在的问题,由逐帧法中的固定帧获取改为动态帧获取图像。在理想条件下,定量分析法要求一个圆纬机工作周期内能够确保定量抓拍到的图像可以构成本周内所生产胚布的整体图像。现实生产中,可以根据圆纬机的圆周长度和视频监控视场的大小计算出圆纬机每转抓拍图像的最小量,再由圆纬机的旋转周期固定每个周期内获取图像帧的具体时刻,根据旋转周期范围和抓拍图像的最小量范围可知每帧图像处理的时间范围。在上述最小量范围内尽管依然存在前后帧重叠情况,但相对逐帧法已经大大缩小了图像的重叠信息,达到了图像资源的最大化利用的目的,并且扩大了每帧图像处理的时间范围,允许更多检测率较高但时间复杂度较高的算法进行实时生产检测。在定量分析法中,由于每转的转速存在着运转不稳定状态,视觉监控无法设定固定的旋转周期,从而也就无法精确地捕获本圈布匹完善的疵点图像信息,因而预测准确的旋转周期就变成了分析定量抓拍图像的重点研究对象。

## 2 基于RLS自适应滤波器的抓拍周期预测法

本文中出现的RC, PC, 单步PC和N阶PC的解释如表1所示。

表1 本文中自定义名称解释  
Tab.1 Custom name interpretation in this paper

名称	解释
实际周期RC(Real cycle)	针织圆纬机旋转一周的实际周期,可由上下位机系统实际测得
预测周期PC(Prediction cycle)	通过针织圆纬机RC分析得到的预测周期
单步PC	将本转的前一转RC作为本转的PC
N阶PC	采用N阶RLS滤波器自学习得到的本转的PC

### 2.1 RLS算法

自适应滤波器采用RLS算法,根据文献[10]周期预测算法可以按式(1—6)的顺序依次迭代完成。

$$e(i) = RC(i) - PC(i-1) \quad (1)$$

式中: $e(i)$ 为第*i*次迭代的周期误差,是RLS滤波器的误差反馈信号<sup>[11]</sup>; $RC(i)$ 为第*i*次迭代的实际周期,用于作为 $e(i)$ 的第一参数; $PC(i-1)$ 为第*i-1*次迭代输出得到的预测周期,用于作为 $e(i)$ 的第二参数。

$$k(m) = \frac{P(m)u(m)}{\lambda + u^T(m)P(m)u(m)} \quad (2)$$

式中: $k(m)$ 表示大小为 $m \times 1$ 增益向量,通常 $k(m)$ 值越大,RLS算法的修正能力越强; $\lambda$ 为遗忘因子,相当于LMS算法中的步长,是个常量; $m$ 为RLS自适应滤波器阶数。

$$P(m) = \frac{1}{\lambda} [P(m) - k(m)u^T(m)P(m)] \quad (3)$$

式中: $P(m)$ 表示大小为 $m \times m$ 的逆矩阵,需要每次迭代过程中进行更新,每次更新都与第*i-1*次迭代逆矩阵 $P(m)$ 、遗忘因子 $\lambda$ 以及输入向量 $u(m)$ 有关。

$$w(m) = w(m) + k(m)e(i) \quad (4)$$

式中: $w(m)$ 表示大小为 $m \times 1$ 的权值向量,其向量值是在第*i-1*次迭代基础上不断累加周期误差 $e(i)$ 和增益向量 $k(m)$ 的乘积构成。

$$u(m) = [RC(i); u(1:m-1)] \quad (5)$$

式中: $u(m)$ 表示大小为 $m \times 1$ 的输入矩阵,该矩阵是针对RC进行*m*阶采样构成,每次迭代都要更新 $u(m)$ ,更新模式为进出队列模式,每次迭代都要在队头输入一个新的 $RC(i)$ ,同时将前一次迭代的1到*m-1*的 $u$ 向量值向队尾推进。

$$PC(i) = w^T(m)u(m) \quad (6)$$

式中: $PC(i)$ 表示第*i*次迭代完成后得到的预测周期,即RLS滤波器的输出,也将作为第*i+1*次迭代求取周期误差 $e(i)$ 的第二参数,其值为本次迭代的权值向量 $w(m)$ 的转置向量与*m*阶输入向量 $u(m)$ 的向量积得到。

### 2.2 RLS自适应滤波器周期预测工作原理

根据RLS算法构建出如图2所示的RLS自适应滤波器周期预测的基本原理图,①~⑤构成一次迭代过程,迭代过程按照①~⑤次序进行,滤波器输入为实际周期 $RC(i)$ ,输出为预测周期 $PC(i)$ 。

①-①-②过程完成第*i*次迭代求解周期误差 $e(i)$ 的任务,过程①的输入信号 $RC(i)$ 表示为针织圆纬

机实际周期,过程①的输入信号 $PC(i)$ 表示为前一次迭代输出的预测周期, $RC(i)$ 与 $PC(i)$ 相减得到周期误差 $e(i)$ 。

过程④完成本次迭代输入向量 $u(m)$ 的更新,更新模式采用队列模式如图3所示,每次迭代滤波器都会输入一个新的 $RC(i)$ ,第 $i$ 次迭代时的 $RC(i)$ 将作为 $u(m)$ 的队头(Front)元素进入队列,第 $i$ 次迭代之前的 $m-1$ 次进入队列的元素则按照队列顺序依次向队尾(Rear)运动, $u(m)$ 将随着迭代的进行不断更新。

过程③和⑤构建了RLS运算的核心内容,即求解权值向量 $w(m)$ 和计算预测周期 $PC(i)$ 。过程③完成本次迭代权值向量 $w(m)$ 的更新, $w(m)$ 是实现RLS自适应滤波器周期预测的关键,RLS自适应滤波器可以根据输入的矩阵 $u(m)$ 和实际周期数据RC通过自学习不断修正 $w(m)$ 权值向量,直到 $w(m)$ 趋于稳定;过程⑤完成本次迭代的预测周期 $PC(i)$ 输出,其值为权值向量 $w(m)$ 的转置向量与输入向量 $u(m)$ 的向量积进行累加得到。

RLS运算核心如图4所示,“1”“2”和“3”分别表示增益向量 $k(m)$ 、逆矩阵 $P(m)$ 和输入向量 $u(m)$ 的更新过程。根据式(2), $k(m)$ 更新需要用到本次迭代更新前的输入向量 $u(m)$ 和逆矩阵 $P(m)$ 以及遗忘因子 $\lambda$ ;根据式(3), $P(m)$ 更新需要用到本次迭代更新前的逆矩阵 $P(m)$ 和输入向量 $u(m)$ ,更新后的增益向量 $k(m)$ ,以及遗忘因子 $\lambda$ ;根据式(4), $w(m)$ 更新则需要用到本次迭代更新前的权值向量 $w(m)$ 、更新后的增益向量 $k(m)$ 和①-①-②过程计算得到的周期误差 $e(i)$ ; $u(m)$ 更新则发生在 $w(m)$ 更新之后;最后,根据式(6),完成过程⑤计算得到本次迭代的预测周期 $PC(i)$ 。

### 3 实验分析

#### 3.1 数据获取

在上下位机系统架构(图5)中针织圆纬机、接近开关和接近开关串口信号生成与上传构成系统的下位机,即针织圆纬机的硬件模型;接近开关串口信号分析与RLS滤波器预测分析构成系统的上位机,即针织圆纬机的软件模型。在下位机中“1”和“2”构成一个接近开关,“1”为红外探头,被固定在针织圆纬机机台内壁,“2”为能够阻断红外光线的被固定在能够随针织圆纬机进行圆周运动的圆周外壁螺母。

接近开关信号为9字节串口信号,接近开关信号协议如表2所示,字节信息均采用16进制,即

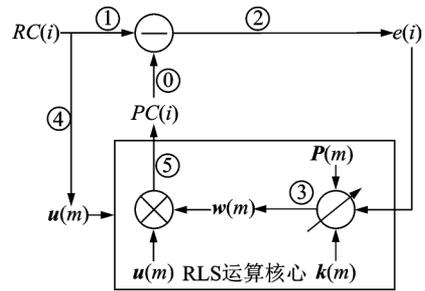


图2 RLS自适应滤波器的周期预测法基本原理图  
Fig.2 Basic principle of cycle prediction for RLS adaptive filter

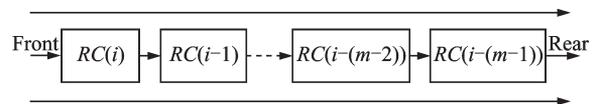


图3 更新输入向量 $u(m)$ 的队列模式图  
Fig.3 Queue model of update input vector  $u(m)$

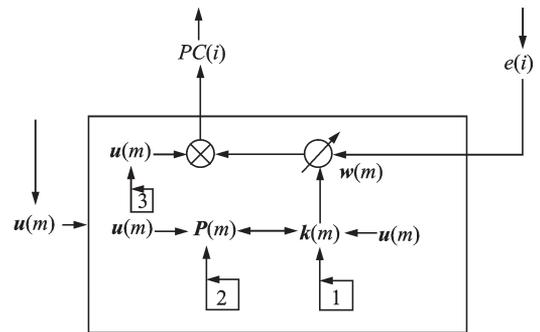


图4 RLS运算核心  
Fig.4 Computing core of RLS

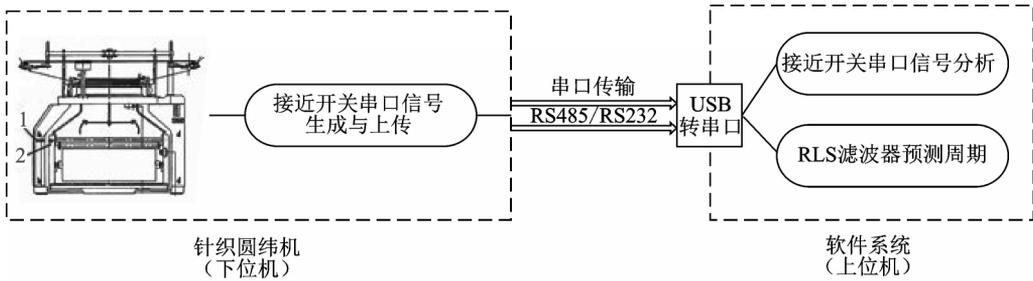


图5 上下位机系统架构图  
Fig.5 Up-down system architecture

00-FF样式。“字头”采用统一的“005A”信息,确保了设备的统一性和安全性;“设备地址”用户可以根据圆纬机的数量自定义信息,便于统一化设备管理;“命令”统一采用“01”信息,主要是为了区分除去串口信号以外的其他命令信息;“保留”的4字节暂时未作任何处理;“校验和”是前面8个字节信息之和,可用于上位机校验接近开关信号的准确性。

表2 接近开关信号协议

Tab. 2 Proximity switch signal protocol

字头(2字节)	设备地址(1字节)	命令(1字节)	保留(4字节)	校验和(1字节)
005A	00	01	0000	5B

针织圆纬机每工作一圈,接近开关均可以产生一个串口信号,并通过RS485/RS232协议上传到上位机,上位机通过USB转串口接收串口信号,进而在上位机上完成串口信号分析,并获取实际周期RC数据集过程,详细的采集数据过程如下。

**步骤1** 接近开关串口信号生成与上传。当“2”接近“1”时能够产生一个9字节接近开关信号,该串口信号可以通过串口传输线(RS485/RS232)再经USB转串口被上传到上位机。

**步骤2** 接近开关串口信号分析。待上位机接收到串口信号之后,要对串口信号进行校验和分析,进而判断当前串口信号是否正确,用于排除下位机因受环境因素干扰上传的错误的串口信号。在接近开关能够正常工作下,当上位机接收到第二个接近开关信号时,即认为针织圆纬机旋转一周,此时上位机可根据接收到的两个接近开关的信号的时间,计算出针织圆纬机经过的一转的旋转周期,标识为RC,并且将当前的第二个接近开关信号作为下一转的第一个接近开关信号,按照此过程可依次计算出每一转的RC。

**步骤3** 收集并制作RC数据集。根据步骤1和2所述,设计软件工具在真实的纺织工厂的圆纬机环境中进行RC收集,由于在真实纺织环境中,纺织生产作业存在着许多突发因素,如断针、断线和工人手控停机等都会对RC数据集造成不可靠的影响,且对RC数据集的大小造成绝对的影响,本文实验选择在实验圆纬机上进行了多次采集,之后通过对比分析选取了大小为4 578的RC数据集(图6)。

### 3.2 实验设计

本文设计了未采用RLS滤波器的单步PC和采用RLS滤波器的N阶PC的对比实验,实验平台为Matlab,RLS算法在应用时需要P(0)进行赋初值。根据文献[12]可知,RLS遗忘因子的取值范围为 $0.9 < \lambda < 1$ ,经反复实验,对于任意一组RC数据,设定RLS滤波器 $\lambda = 0.98, P(0) = (1/\lambda) \times \mathbf{eye}$ ,eye表示大小为 $m \times m$ 的单位矩阵。

实验设计分为两部分:(1)寻找RLS滤波器最佳阶数实验;(2)单步周期预测与RLS滤波器N阶周期预测对比实验。实验数据均为大小4 578的实际周期RC数据样本。

为寻找RLS滤波器最佳阶数,设计RLS滤波器误差权重(Power)随阶数N变化的实验。误差权重

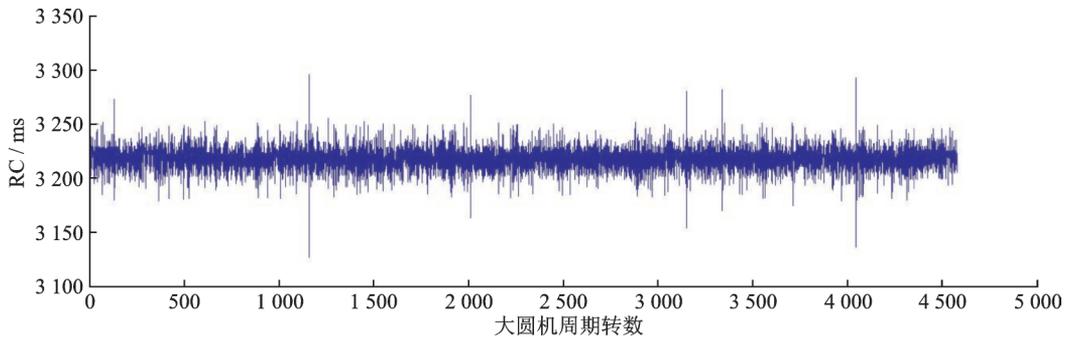


图6 实际周期(RC)数据样本

Fig.6 Real cycle(RC) data sample

(Power)采用周期误差  $e(i)$  的平方数表示,即  $\text{Power} = e(i) \times e(i)$ 。阶数  $N$  人为取值 2 到 30。设计 4 578 次 RLS 自适应滤波器的迭代过程,伴随迭代的进行,  $e(i)$  将趋于平稳状态,再计算出 Power 值,根据阶数  $N$  的不同取值重复上述迭代过程,可获取误差权重 Power 与阶数  $N$  的关系图。

在单步周期预测与 RLS 滤波器  $N$  阶周期预测对比实验中,单步周期预测是将第  $i$  次迭代的实际周期  $RC(i)$  作为第  $i-1$  次迭代的预测周期  $PC(i)$ ,最终获取 4 577 组预测周期;RLS 滤波器的阶数可以通过实验(1)选取最佳阶数,然后根据 RLS 自适应滤波器周期预测工作原理在 Matlab 平台上设计程序,测试 RC 数据集,获取 4 579 组预测周期。

### 3.3 实验结果与分析

图 7 给出了 LS 滤波器误差权重 (Power) 随阶数  $N$  的变化分布图,由于 1 阶 PC 可近似看作单步 PC,故而在分布图并未给出 1 阶 PC。从图 7 可以看出,伴随着  $N$  的增长,Power 值呈现先快速下跌、再缓慢上涨的分布情况,在  $N=16$  时得到 Power 的最小值,即认为 RLS 滤波器的最佳阶数在 16 阶,即  $m=N=16$ 。实验(2)即是在 16 阶 RLS 滤波器上进行的。

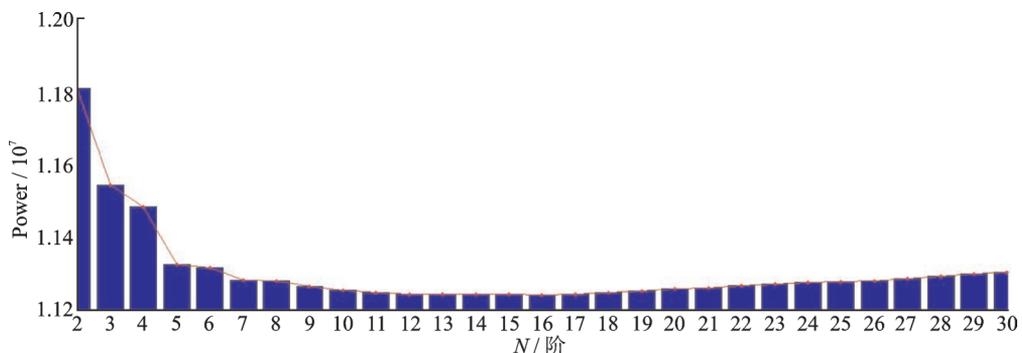
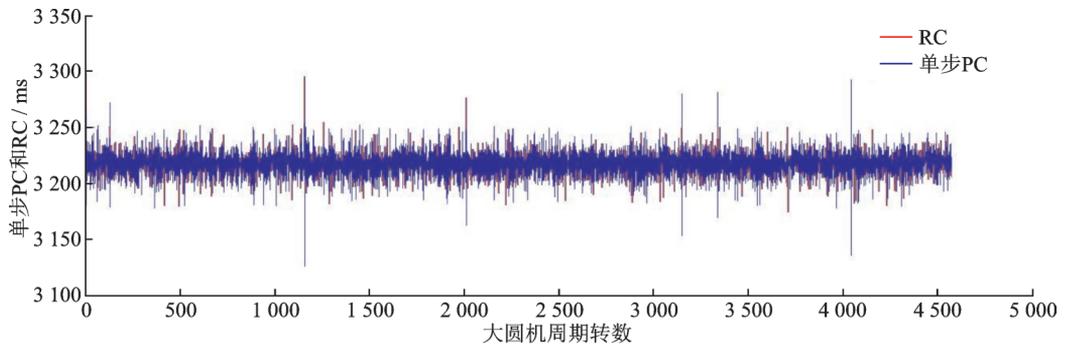


图7 RLS滤波器误差权重分布图

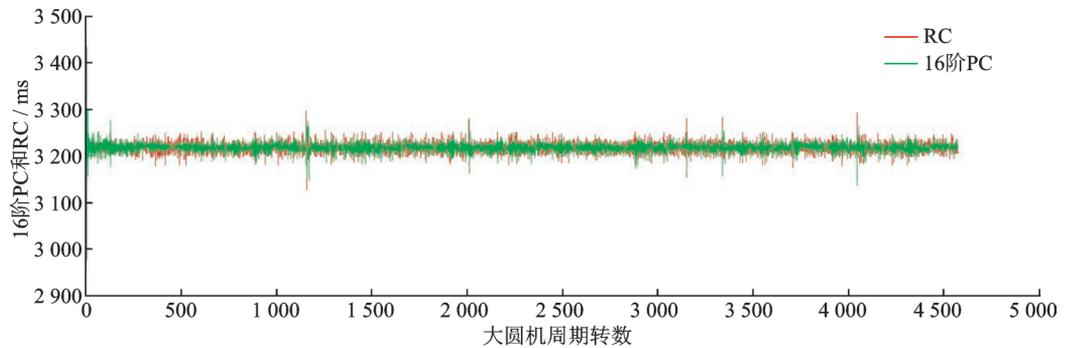
Fig.7 RLS filter error power distribution

图 8(a)和图 8(b)分别表示单步 PC(蓝)与 16 阶 PC(绿)和 RC(红)的对比实验结果。从图 8(a)中能够观察到:蓝色区域覆盖红色区域,RC 波动存在偶然性的背离状态,并且在背离处存在着单步 PC 与 RC 严重背离的波动。从图 8(b)中能够观察到:在 300 左右个周期之前绿色波动完全包裹红色波动,在 300 左右个周期之后转而红色波动包裹绿色波动,同样 RC 波动存在偶然性的背离状态,但是不存在图 8(a)中出现的背离现象。通过图 8(a)和图 8(b)的比较分析发现,16 阶 PC 可以有效地避免单步 PC 中出

现的偶然性严重背离现象,但这也仅限于经过 300 左右个周期之后,在 300 左右个周期之前其预测效果弱于单步 PC。



(a) 单步PC与RC对比  
(a) Contrast between one-step PC and RC



(b) 16阶PC与RC对比  
(b) Contrast between 16-order PC and RC

图 8 单步 PC、16 阶 PC 与 RC 的对比

Fig.8 Contrast between PC of one-step or 16-order and RC

为了更加直观地比较分析单步 PC 和 16 阶 PC 的预测效果,对单步 PC(蓝)与 16 阶 PC(绿)进行误差对比,结果如图 9 所示。通过比较分析可得到如下结论:在 300 左右个周期之前绿色波动覆盖蓝色波动,并且绿色波动存在偶然性的背离状态,说明在 300 左右个周期之前 16 阶 PC 与 RC 的误差值较高,16 阶预测效果较差;在 300 左右个周期之后绿色波动反被蓝色波动包裹,并且蓝色波动出现偶然性背离状

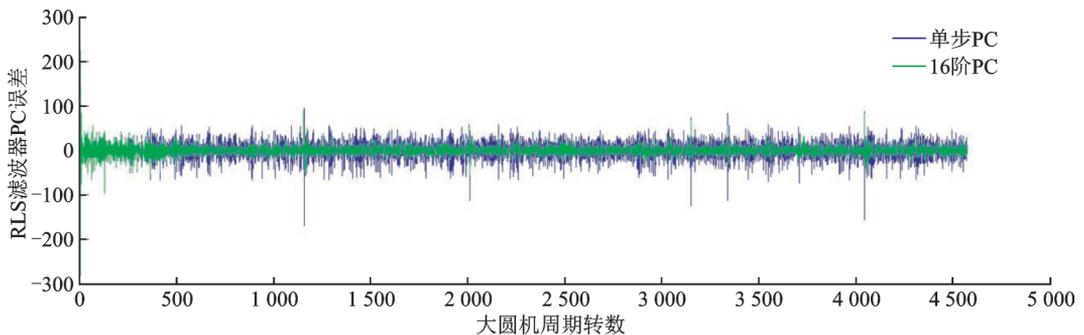


图 9 单步 PC 与 16 阶 PC 误差对比

Fig.9 Error contrast between one-step PC and 16-order PC

态的地方,绿色波动并未呈现同样的状态,且波动状态较为稳定,说明在RLS滤波器在经过300个周期左右的学习后,预测效果趋于稳定,并且稳定性要远优于单步PC。

通过上述实验分析可知,采用16阶RLS滤波器能够有效地预测周期PC,但在预测到稳定的PC之前需要经过一个300左右的缓冲期对向量权值进行自学习的过程,故而在实际针织圆纬机生产过程中,可在智能疵点检测系统中设置如图10所示的智能疵点检测系统PC预测处理机制,即设立RLS缓冲期和RLS周期预测期,其中RLS缓冲期由单步PC构成,RLS预测期由16阶PC构成。

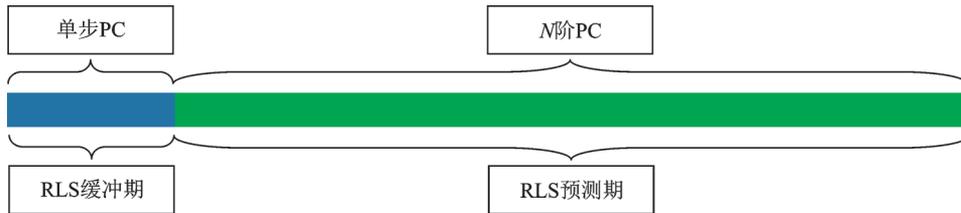


图10 智能疵点检测系统周期预测处理机制

Fig.10 Cycle prediction processing mechanism of intelligent defect detection system

#### 4 结束语

本文将RLS自适应滤波器用于针织圆纬机旋转周期预测,分析了RLS滤波器的基本工作原理,搭建了采集旋转周期数据集的上下位系统架构,并利用上下位系统在针织圆纬机上采集了实时工作的实际周期数据,最后在Matlab平台设计了两个实验:(1)寻找RLS滤波器最佳阶数实验。结果表明,能够通过RLS滤波器准确找到在针织圆纬机上进行RLS周期预测的最佳阶数。(2)单步周期预测与RLS滤波器 $N$ 阶周期预测对比实验。实验表明,相对于单步周期预测,RLS滤波器能够在确认阶数的基础上得到较为稳定的周期预测结果。为解决缓冲期在智能疵点检测系统周期预测中的限制性,本文结合单步周期预测和RLS滤波器 $N$ 阶周期预测的不同特性,得到了智能疵点检测系统周期预测处理机制。

#### 参考文献:

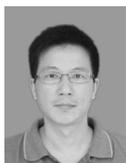
- [1] 龙海如. 纬编针织机械发展动态[J]. 纺织导报, 2010(9): 50-52.  
Long Hairu. Developing trend of weft knitting machine[J]. China Textile Leader, 2010(9): 50-52.
- [2] 徐海平, 李岱. 《纬编机单面圆型圆纬机》新标准解析[J]. 针织工业, 2013(4): 6-8.  
Xu Haiping, Li Dai. Understanding of the new standard weft knitting machine-single-jersey circular knitting machine[J]. Knitting Industries, 2013(4): 6-8.
- [3] 孙尧. 纬编针织物疵点实时智能检测的研究[D]. 上海: 东华大学, 2010.  
Sun Xiao. Research on real-time and intelligent detection of weft knitted fabric defects[D]. Shanghai: Donghua University, 2010.
- [4] 邹超, 汪秉文, 孙志刚. 基于机器视觉的织物疵点检测方法综述[J]. 天津工业大学学报, 2009, 28(2): 78-82.  
Zou Chao, Wang Bingwen, Sun Zhigang. Survey on fabric defect detection based on machine vision[J]. Journal of Tianjin Polytechnic University, 2009, 28(2): 78-82.
- [5] 陈华伟, 王天南, 张峰, 等. 基于抽头稀疏化的最小二乘频率不变波束形成器设计[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(2): 191-197.  
Chen Huawei, Wang Tiannan, Zhang Feng, et al. Least square approach to design of frequency invariant beamformers with sparse tap coefficients[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(2): 191-197.
- [6] 赵勇胜, 宋艳, 赵拥军, 等. 利用时差的单站无源相干定位最大似然算法[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(5): 898-905.  
Zhao Yongsheng, Song Yan, Zhao Yongjun, et al. Maximum likelihood algorithm for single-observer passive coherent location

- using TDOA measurements[J].Journal of Data Acquisition and Processing,2017,32(5): 898-905.
- [7] 唐朝伟,王恒,唐晖,等.动态时域检测窗口的快速关键帧提取方法[J].重庆大学学报自然科学版,2011,34(12): 88-95.  
Tang Chaowei, Wang Heng, Tang Hui, et al. A novel keyframe extraction method based on dynamic time-domain detection windows[J].Journal of Chongqing University(Natural Science Edition),2011,34(12): 88-95.
- [8] 黄昆仑,白蔚.视频帧率上转换技术综述[J].数字通信世界,2011(5): 82-84.  
Huang Kunlun, Bai Wei. Video frame rate conversion technology review[J].Digital Communication World, 2011(5): 82-84.
- [9] 高飞,朱文俊.纬编光坯织物疵点图像的特征量提取[J].现代纺织技术,2012(5): 38-40.  
Gao Fei, Zhu Wenjun. Characteristic quantity extraction of defect images of the weft knitted fabric after souring and beaching process[J].Advanced Textile Technology, 2012(5): 38-40.
- [10] 张贤达.现代信号处理[M].2版.北京:清华大学出版社,2002: 206.  
Zhang Xianda. Modern signal processing[M].2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2002: 206.
- [11] 刘国海,吕汉闻,陈兆岭,等.基于修正遗忘因子RLS算法的谐波电流检测新方法[J].电工技术学报,2010, 25(1): 172-177.  
Liu Guohai, Lü Hanwen, Chen Zhaoling, et al. A new method for harmonic current detection based on self-adjustable forgetting factor RLS algorithm[J].Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(1): 172-177.
- [12] Leung S H, So C F. Gradient-based variable forgetting factor RLS algorithm in time-varying environments[J]. IEEE Signal Processing, 2005, 53(8): 3141-3150.

## 作者简介:



刘涛(1991-),男,硕士研究生,研究方向:图像检测及串口信号通信研究,E-mail: luckynote@qq.com。



谢维波(1964-),男,教授,研究方向:视频分析、嵌入式技术。



钟东辉(1981-),男,助理工程师,研究方向:消防工程。



李自法(1990-),男,硕士研究生,研究方向:机器学习。



谢晓东(1976-),男,博士,讲师,研究方向:软件工程和数据库。

(编辑:王静)