

递归滤波算法在低温卷取控制方面的应用

杨哲懿^{1,2}, 高磊^{1,2}, 王尊呈^{1,2}, 王帅^{1,2}, 于生龙³, 杨博³

(1.海洋装备用金属材料及其应用国家重点实验室, 辽宁鞍山 114009; 2.鞍钢集团钢铁研究院热轧产品研究所, 辽宁鞍山 114009; 3.鞍钢股份有限公司热轧带钢厂, 辽宁鞍山 114009)

摘要: 本文所使用的递归式滤波算法为卡尔曼滤波算法, 应用该算法对热轧厚规格高强钢在低温卷取过程中的温度控制进行优化。通过提取并分析现场厚规格高强钢低温卷取工艺下的卷取温度历史数据, 确定造成数据异常波动的原因及数据噪声类型。基于递归式滤波算法搭建出滤波仿真系统平台, 采用离线运行的方式分析出滤波控制参数的影响规律和滤波效果。通过对现有层流冷却控制系统进行二次开发, 在控制系统中嵌入滤波功能, 实现厚规格高强钢低温卷取工艺下的全自动控制, 最终通过实际应用验证了该滤波算法能够有效提升低温卷取的温度控制精度。

关键词: 低温卷取; 卡尔曼滤波算法; 厚规格高强钢

0 引言

递归式滤波算法在对数据进行处理时, 既要考虑数据输入和处理函数, 又要考虑前一时刻的数据输出。在进行滤波时输出延迟一段时间后加入至输入端, 由此可以通过多次短程滤波实现长程滤波, 其优点在于计算量低且快捷^[1]。基于此计算逻辑, 匈牙利数学家于 1960 年提出一种采用递推预测进行数据降噪的算法^[2], 其原理是根据上一时刻的预测值对当前时刻计算出一个先验估计值, 而后根据当前时刻的实测值对先验估计值进行修正从而得到后验估计值, 由于时间连续性而重复上述过程可以减小数据的偏差, 从而达到降噪的目的^[3]。在滤波降噪过程中实现了与对测量值与估计值进行融合, 对误差进行闭环反馈管理, 将误差限制在一定范围内^[4]。因此被广泛应用在航空、导航、定位跟踪、雷达等领域, 在近期的研究成果表示该算法被应用于影像解析中, 如人像识别、图像拆分、图像噪点检测、图像锐化等领域中^[5]。

热轧厚规格高强钢被广泛应用在石油管线、汽车制造、工程机械及低温容器等重要工业领域^[6]。为控制生产成本, 采取降低成分中的合金含量的手段, 同时采取低温卷取工艺以改善该产品机械性能。但是低温卷取工艺容易造成温度表征存在较大的数据波动, 命中率急剧降低, 最终导致产品纵向性能不稳定。在热轧卷板生产过程中的温度表征通常采用间接式红外测温计进行带钢表面温度的数据采集, 由于采取低温卷取工艺, 测温计所检测到的温度受到水蒸气、带钢带水、带钢表面氧化铁皮的影响而产生偏差。本文通过使用卡尔曼滤波算法对测温数据进行最优化自动回归, 降低大幅度数据波动对自学习效果的影响, 提升低温卷取工艺下卷取温度的命中率。

1 卷取温度控制模型及数据分析

卷取温度控制即 CTC, 是热轧带钢二级模型的一种控制功能, 其主要功能包括预设计算功能和输出辊道上冷却带钢的动态控制功能^[7]。当带钢经过输出辊道时, CTC 控制模型进行计算多步骤, 并通过层流的喷淋控制器和 PLC 进行水阀状态控制。

1.1 CTC 控制模型概述

在热轧阶段整体 CTC 控制模块分为设定计算、前馈计算、反馈计算和动态控制几个部分。设定计算即 CTSU, 通过精轧控制模型预测的抛钢温度、抛钢速度等数据, 来确定层流区每个水阀的开闭设定。前馈计算即 FF, 通过精轧实测的抛钢温度并调整卷取温度设定计算得到的水阀的开闭设定, 并将计算结果引入至后续设定计算中。动态控制即 CTDC, 在经过层冷粗调后的测温结果对带钢进行精调, 并随时间变化调整阀门开闭状态。反馈计算即 CTFB 根据卷取前测温的实际数据对其他控制模式进行调整, 以缩小卷取温度的目标值和实际值之间的差距。此外 CTC 控制模块中还包含对生产结果进行自动优化分析的 CTLC (自学

习模块)，因此 CTC 控制的准确性关键在于卷前测温的实际数据的准确程度。

1.2 温度数据波动原因

为保证厚规格高强钢的强度和韧性，会采取低温卷取工艺，而生产线上的测温手段是通过带钢表面的热辐射来间接测量带钢温度，具体测温方式如下图所示。

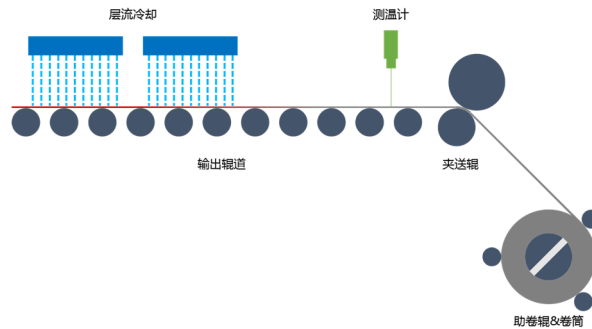


图 1 层流测温方式

在热轧层冷阶段带钢表面不可避免的会断续分布着大量的氧化铁皮和尚未蒸发的冷却水，当监测点位于氧化铁皮和水印处时，检测到的 CT 温度偏低，无法反应钢板的实际温度；而无氧化铁皮和水印的位置，检测到的 CT 温度较高，由此造成了带钢卷取温度的大幅度波动，严重时波动幅度高达 100℃。

1.3 温度数据的噪声类型分析

为了更有针对性地进行数据噪声滤波，需要对实际测温数据进行分析，并于常见数据噪声进行对比，最终实现数据噪声的分类。图 2 为典型厚规格高强钢生产时的 CT 实际检测数据。首先，从图 2 中可以看出，典型温度曲线包括两部分，第一部分为带钢让头部分，此区域是为了保证带钢能够顺利地进入卷曲机，从时间轴的第 6 秒开始为带钢的 CTC 控制段，从数据可以统计出温度在此区间的温度与目标卷取温度偏差范围为-119.58~62.6℃。

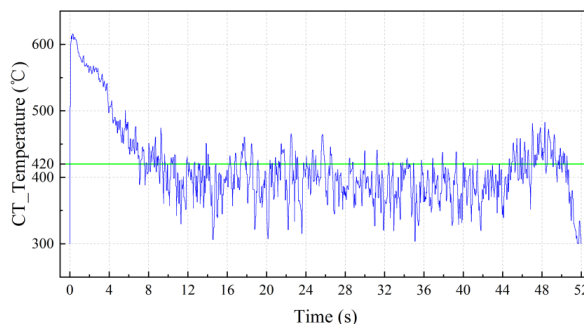


图 2 实际生产测温数据

从统计学角度分析，评价数据噪声类型首先需要确定数据的分布类型^[8]。因此，以第二部分实测数据为基础，绘制频度分布拟合曲线，并同时与卡方分布、高斯分布、泊松分布进行对比，统计各个分布数据中的均值、标准差、中位数，并于原始数据进行对比。其中频度分布拟合曲线如图 3 所示，统计数据表如表 1 所示。

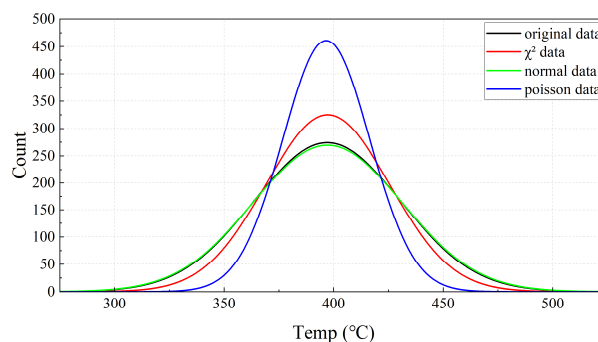


图 3 原始数据与不同分布类型的频度分布拟合曲线

表 1 原始数据与不同分布类型统计量

统计量	原始数据	χ^2 分布	高斯分布	泊松分布
均值	397.13	397.31	397.22	396.62
标准差	33.48	28.25	34.06	19.92
中位数	398.8	396.48	397.43	396

综合图 3 和表 1 可以判断出高斯分布与原始数据的偏差最小，其中均值偏差-0.09，标准差偏差-0.58，中位数偏差 1.37。由此可以将原始数据的分布类型归为高斯分布，并采取针对高斯噪声的特定滤波手段进行数据滤波。

2 滤波模拟平台搭建及效果评价

用于消除高斯噪声的滤波手段有很多，其中较为常见的由均值滤波、高斯滤波、卡尔曼滤波等。其中卡尔曼滤波的优势在于此算法不仅可以造成更小的偏差，而且能够实现与对测量值与估计值进行融合，对误差进行闭环反馈管理，将误差限制在一定范围内，进而实现滤波^[9]。实测的数据噪声符合高斯噪声特点且数据并非是突变的物理量，采用卡尔曼滤波算法更加适用，此外现有 CTC 控制模型采取的时递归和反向传递等手段进行温度控制，因此采取卡尔曼滤波器能够很好的兼容现有控制模型，并且能够给自学习模型提供更准确的温度数据。

2.1 卡尔曼滤波器的数学表达

卡尔曼滤波器实现滤波功能的方式是对数据的预测和修正^[10]。预测时依照上一时刻($k-1$ 时刻)的后验估计值对当前时刻(k 时刻)状态进行估计，从而得到 k 时刻的先验估计值，并且 t_0 时刻的初始状态使用的是预设值。修正：使用当前时刻的测量值对预测阶段的估计值进行修正，得到当前时刻的后验估计值^[11]，计算得具体过程如下。

首先，根据初始设定进行下一时刻的预测，如式 1 所示：

$$\hat{T}_k = A \times T_0 \quad (1)$$

式中 \hat{T}_k 为当前时刻的预测温度， T_0 为初始状态设定卷取温度，当进行后续计算时变成上一时刻的修正值。式中 A 为标量卡尔曼，在一维问题当中通常取值为 1。

随后，进行协方差计算，此过程进行时间更新并得出当前时刻的预测协方差，如式 2 所示：

$$P_k = AP_{k-1}A^T + Q \quad (2)$$

式中 P_{k-1} 和 P_k 分别表示 $k-1$ 时刻和 k 时刻的后验估计协方差。 Q 为过程激励噪声协方差，根据前文分析，实测 CT 数据噪声属于高斯噪声类型，而且不受系统状态变化影响，因此将此值设定为固定可变的参数。由此完成滤波的预测过程。

在进行修正时需要先进行卡尔曼增益的计算，如式 3 所示：

$$K_k = \frac{P_k H^T}{H P_k H^T + R} \quad (3)$$

式中 H 为转换矩阵，负责变换维度并建立起状态和观测间的联系，其表达方式为 $z(n) = H \times x(n) + w(n)$, $w(n) \sim N(0, R)$ 。 R 为测量噪声协方差，同样可以设定为固定可变的参数。

根据卡尔曼增益进而可以通过式 4 对预测值进行修正，过程如下：

$$\hat{T}_k = A\hat{T}_{k-1} + K_k(T_k - H\hat{T}_{k-1}) \quad (4)$$

在式中 T_k 为实测温度， \hat{T}_{k-1} 为上一时刻的修正值，至此修正过程结束。

卡尔曼滤波算法属于递归算法，因此为保证其能够连续计算，因此使用式 5 完成：

$$P_k = (1 - K_k H) P_{k-1} \quad (5)$$

使用预测和修正不断的对实际测温数据进行递归计算，得到优化后的温度值，从而实现滤波功能。

2.2 滤波模拟平台的开发

为了不影响实际生产，并能够实现离线的滤波功能，使用 C# 进行卡尔曼滤波算法的编程，并进行 GUI 设计，搭建出一款能够查看滤波结果的应用程序，GUI 界面如图 4 所示。

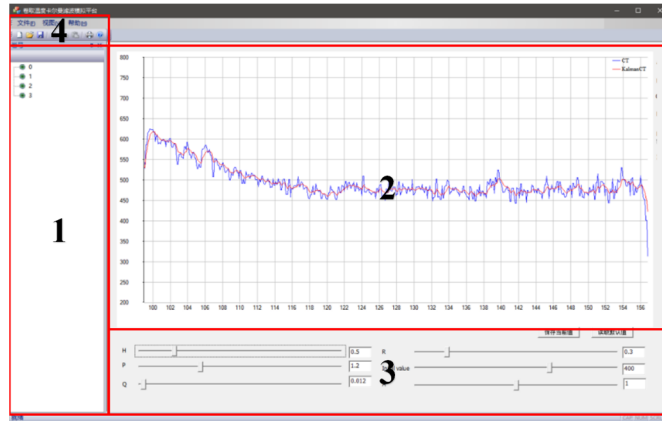


图4 应用程序界面

应用程序界面分为4部分，包含①钢卷号显示区域，②滤波结果显示区域，③滤波参数调整区域，④滤波用原始数据选择区域，进行滤波前通过此区域将原始数据文件导入至应用程序中。借此应用程序能够离线且高效的对滤波效果进行评价，并且能够进行滤波参数影响规律的研究。

2.3 滤波效果评价

通过进行滤波效果的评价，得出滤波算法的控制参数对滤波效果的影响规律，参数 H 主要影响曲线头部区域，其主要作用是影响滤波曲线的平滑程度。参数 P 为后验状态估计值误差方差的初始值，但取值不可为0。参数 R 为测量噪声偏差，需要进行大量统计数据汇总后确定。参数 Q 为预测过程噪声偏差的方差，通常可以用来表征对预测模型的信任程度，取值越大信任程度越高。

通过对其他厚规格高强钢的 CT 温度曲线进行离线滤波方针，并利用标准偏差变化率进行滤波效果评价，滤波前后 CT 曲线如下图所示。

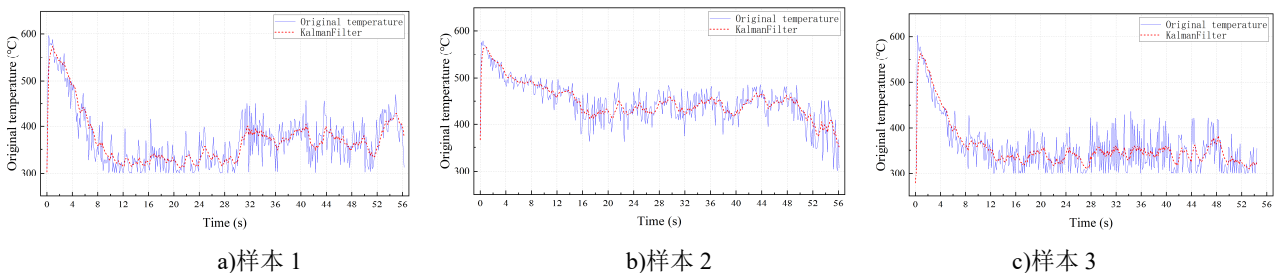


图5 滤波前后曲线对比

量化评价滤波效果依据是温度标准差变化率值越高说明滤波作用效果越明显，标准偏差变化率计算方式如下式所示

$$\eta_T = \frac{CT_0 - CT_1}{CT_0} \times 100\% \quad (6)$$

式中： η_T 为温度标准差变化率； CT_0 为原始数据标准差； CT_1 为滤波后数据标准差，温度标准差统计如下表所示。

表2 温度标准差统计

样本序号	目标卷取温度	原始 CT 标准差	滤波 CT 标准差	标准差变化率
1	400°C	42.57	30.02	29.48%
2	400°C	35.64	22.54	36.76%
3	400°C	35.82	19.24	46.29%

经过滤波后，从图像观察可知 CT 波动幅度明显减小，从统计数据可知，标准差变化率接近 50%。因此可以认为，该滤波模拟平台具备显著滤波效果。

3 实际应用

对现有的层流冷却控制系统进行二次开发，将滤波算法嵌入至 CTC 控制模型中，从实际 CT 测温表检测出的数据来看，在应用卡尔曼滤波后，数据波动幅度明显减小，经过自学习控制后，能够实现稳定命中。应用滤波后的温度曲线如图 6 所示。

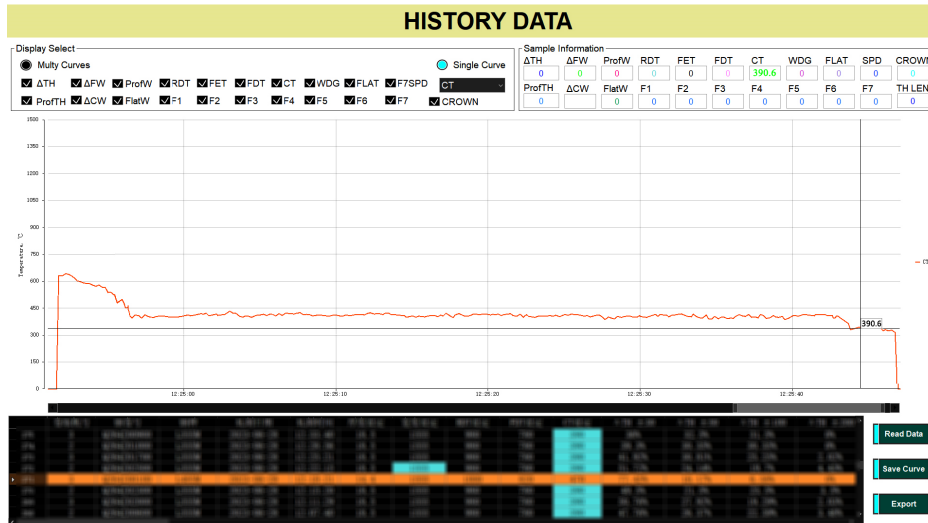


图 6 应用滤波后的温度控制曲线

未应用滤波的温度曲线如图 7 所示。

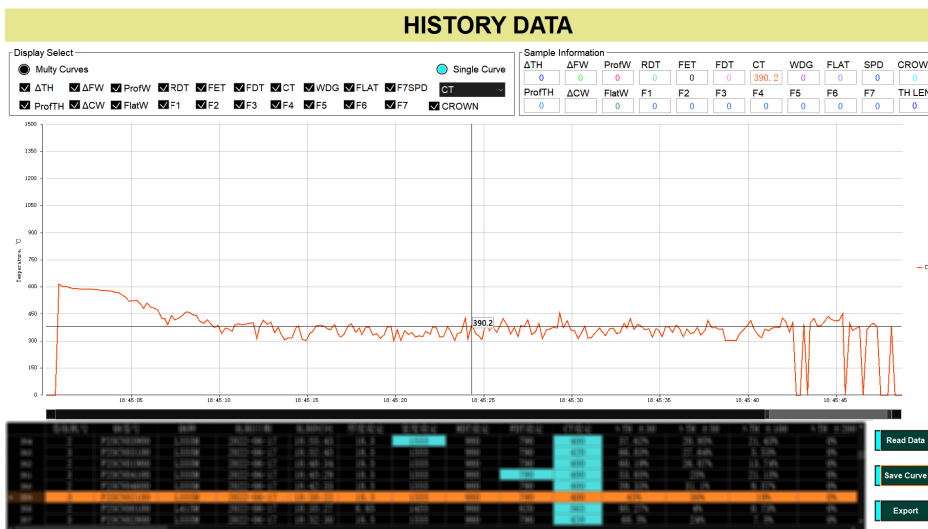


图 7 未使用滤波的温度控制曲线

在滤波算法的实际应用时，控制参数的设定可以通过开发出的离线应用程序进行模拟计算后得出，由此同样可以对其他品种和规格的产品也进行滤波处理，从而优化 CT 控制。

4 结论

(1) 对卷取温度 CT 实测曲线进行数理统计分析后，认为数据噪声的分布特点与高斯分布，即正态分布相近，并且标准差和均值相差也为最小，因此 CT 噪声可以使用卡尔曼滤波进行降噪。

(2) 应用离线模拟程序进行的滤波效果评价可知，经过滤波后 CT 波动幅度明显减小，且标准差变化率接近 50%，具备显著滤波效果。

(3) 通过滤波前后对比可以分析出，应用卡尔曼滤波进行 CT 优化控制，能够得到更为稳定的温度曲线，并且能够显著的降低数据波动，减少人工调试的次数，使批量生产更快的达到稳定状态。

参考文献:

- [1] 李华. 卡尔曼滤波器在热轧 GM 厚度控制中的应用研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2017, 10: 20-22.
- [2] 王学斌, 徐建宏, 张章. 卡尔曼滤波器参数分析与应用方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(6): 212-215.
- [3] 马名泽. 热轧带钢层流冷却卷取温度预测与优化研究[D]. 内蒙古: 内蒙古科技大学, 2022.
- [4] 程杰锋, 刘正东, 唐广波. 带钢层流冷却过程数值模拟及卷取温度预测分析[J]. 钢铁, 2010, 11: 57-61.
- [5] 陈岩, 杨红乔. 一种复合模板迭代的推广卡尔曼图像滤波[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(9): 181-184.
- [6] 洪良, 厚规格 X80 管线钢微观组织控制及力学性能研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2017.
- [7] 冉端生. 热轧带钢卷取温度控制模型的自学习[J]. 冶金自动化, 2009, Z1: 600-602.
- [8] 刘晨虹. 针对含有噪声数据的分类模型研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [9] 王惠刚, 李志舜. 高斯噪声中的参数盲估计[J]. 电子学报, 2003, 7: 974-976.
- [10] 郝晓辉. 卡尔曼滤波器在多元信号融合中的应用研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2017.
- [11] 薛猛, 姜淑娟, 张争光, 等. 一种基于 Kalman 滤波和粒子群优化的测试数据生成方法[J]. 电子学报, 2017, 10: 2473-2483.